

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO MESQUITA
FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS ILHA SOLTEIRA**

**RECONFIGURAÇÃO DE ALIMENTADORES EM
SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO USANDO UMA
METAHEURÍSTICA E ESPAÇO DE BUSCA
REDUZIDO**

CELSO FIORAVANTI JUNIOR

Ilha Solteira – SP

Janeiro/ 2014



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“JÚLIO MESQUITA FILHO”
Campus de Ilha Solteira

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**RECONFIGURAÇÃO DE ALIMENTADORES EM
SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO USANDO UMA
METAHEURÍSTICA E ESPAÇO DE BUSCA
REDUZIDO**

CELSO FIORAVANTI JUNIOR

Orientado

PROF. DR. RUBÉN AUGUSTO ROMERO LÁZARO

Orientador

PROF. DRA. MARINA LAVORATO DE OLIVEIRA

Co-Orientadora

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia – UNESP – Campus de Ilha Solteira, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Área de Conhecimento: Automação.

Ilha Solteira – SP

Janeiro/2014

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

F517r Fioravanti, Celso Junior.
Reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição usando uma metaheurística e espaço de busca reduzido / Celso Fioravanti Junior . -- Ilha Solteira: [s.n.], 2014
108 f. : il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Automação, 2014

Orientador: Rúben Augusto Romero Lázaro

Co-orientador: Marina Lavorato de Olivera

Inclui bibliografia

1. Reconfiguração de sistemas de distribuição. 2. Espaço de busca reduzido. 3. Algoritmo genético de Chu-Beasley. 4. Sistemas de distribuição de energia elétrica radiais.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO


TÍTULO: Reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição usando uma metaheurística e espaço de busca reduzido

AUTOR: CELSO FIORAVANTI JUNIOR


ORIENTADOR: Prof. Dr. RUBEN AUGUSTO ROMERO LAZARO

CO-ORIENTADORA: Profa. Dra. MARINA LAVORATO DE OLIVEIRA

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica ,
Área: AUTOMAÇÃO, pela Comissão Examinadora:


Prof. Dr. RUBEN AUGUSTO ROMERO LAZARO
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. JOSE ROBERTO SANCHES MANTOVANI
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. CARLOS ROBERTO MENDONÇA DA ROCHA
Centro de Engenharias e Ciências Exatas / Universidade Estadual do Oeste do Paraná

Data da realização: 17 de janeiro de 2014.

DEDICATÓRIA

Dedico meus sinceros agradecimentos primeiramente a Deus, por conceder-me saúde, fé, inteligência e animo que me ajudaram a persistir mesmo nos momentos difíceis que passei. A todos meus familiares que me apoiaram e me incentivaram confiando em meu potencial, em especial, ao meu pai Celso, minha mãe Edinauva e minha irmã Thaís.

AGRADECIMENTOS

Difícil agradecer todas as pessoas que de algum modo fizeram ou fazem parte da minha vida tanto pessoal quanto profissional, por isso agradeço a todos que de alguma forma direta ou indireta, contribuíram para a realização deste trabalho.

Obrigado a todas as pessoas, amigos e colegas do LAPSEE, que contribuíram para meu sucesso e para meu crescimento pessoal e profissional, me ajudando nos momentos difíceis, me socorrendo nos momentos que mais precisei, em especial a Marcel Chuma, Marlon Borges, Érica Ribeiro, Gloria Patrícia, Vera Lúcia, Donizete Ritter e Simone Souza.

Aos Professores orientadores Dr. Rubén Romero e Dra. Marina Lavorato, por me darem a oportunidade de alcançar mais essa meta profissional em minha vida, como também pela orientação, apoio, paciência e amizade;

Aos Professores da Pós-Graduação de Engenharia Elétrica, que diretamente ou indiretamente contribuirão para minha formação.

Aos Funcionários da UNESP, pelo atendimento e serviços prestados.

A todos meus amigos, com quem tive muito a aprender.

Ao meu amigo Rafael Cuerda, pelo apoio, ajuda e por me escutar e aconselhar nos momentos difíceis.

A FAPESP, pelo apoio financeiro.

RESUMO

Neste trabalho, o algoritmo genético de Chu-Beasley especializado foi utilizado para resolver o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica, que é modelado como um problema de programação não linear inteiro misto. Um objetivo do trabalho é definir um espaço de busca reduzido, para reduzir o tempo computacional do algoritmo genético de Chu-Beasley especializado para resolver um problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica. Para avaliar a factibilidade em relação às restrições de operação dos sistemas de energia elétrica foi implementado um algoritmo de fluxo de carga radial, para calcular o estado deste sistema e, a partir deste, as perdas de potência ativa e as correntes nos ramos. São apresentados testes realizados utilizando os sistemas de 14, 33, 84, 119 e 417 barras para avaliar a eficiência e robustez da metodologia proposta. Os resultados obtidos foram apresentados e comparados com os resultados encontrados na literatura.

Palavras-chave: Reconfiguração de sistemas de distribuição. Espaço de busca reduzido. Algoritmo Genético de Chu-Beasley. Sistemas de distribuição de energia elétrica radiais.

ABSTRACT

In this paper, Chu-Beasley's specialized genetic algorithm will be used to solve the reconfiguration of distribution system problem, which was modeled such as mixed integer nonlinear programming problem. In this work was defined a reduced search space to reduce the computational time of genetic algorithm of Chu-Beasley' specialized to solve the reconfiguration of distribution systems problem. To evaluate the feasibility regarding constraints of the electrical power systems' operation, an algorithm for radial load flow was implemented to calculate these nodal tensions of these systems and, losses and currents of the system. Tests are presented using the systems of 14, 33, 84, 119 and 417 buses to evaluate the efficiency and robustness of the proposed method. The results were presented and compared to those found in the literature.

Keyword: Reconfiguration of distribution systems. Reduced search space. Chu-Beasley's genetic algorithm. Distribution of electrical radial energy systems.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Sistema de distribuição hipotético	17
Figura 2 - Sistema elétrico radial de 5 barras	39
Figura 3 - Árvore conexa representando o sistema elétrico radial de 5 barras	39
Figura 4 - Sistema de 14 barras antes da ordenação	44
Figura 5 - Sistema de 14 barras após a ordenação	44
Figura 6 - Representação de duas barras em um sistema de distribuição	45
Figura 7 - Sistema de distribuição de 14 barras	49
Figura 8 - Diagrama de uma rede malhada	50
Figura 9 - Proposta de Solução para a rede malhada	52
Figura 10 - Sistema de distribuição de 14 barras	60
Figura 11 - Descendente gerado e escolhido pela recombinação	65
Figura 12 - Primeira iteração da fase de melhoria local para o sistema de 14 barras	65
Figura 13 - Segunda iteração da fase de melhoria local para o sistema de 14 barras	66
Figura 14 - Terceira iteração da fase de melhoria local para o sistema de 14 barras	67
Figura 15 - Quarta iteração da fase de melhoria local para o sistema de 14 barras	67
Figura 16 - Quinta iteração da fase de melhoria local para o sistema de 14 barras	68
Figura 17 - Sexta iteração da fase de melhoria local para o sistema de 14 barras	69

Figura 18 - Sétima iteração da fase de melhoria local para o sistema de 14 barras	69
Figura 19 - Fluxograma da fase de melhoria local	71
Figura 20 - Sistema de distribuição de 33 barras	73
Figura 21 - Níveis de magnitude de tensões obtidos para o sistema de 33 barras	74
Figura 22 - Sistema de distribuição de 84 barras	75
Figura 23 - Níveis de magnitude de tensões obtidos para o sistema de 84 barras	76
Figura 24 - Níveis de magnitude de tensões obtidos para o sistema de 119 barras	79
Figura 25 - Níveis de magnitude de tensões obtidos para o sistema de 417 barras	81

LISTA DE SÍMBOLOS

Ω_b	Conjunto de barras;
Ω_l	Conjunto de linhas;
P_{ij}	Fluxo de potência ativa que sai da barra i para a barra j;
Q_{ij}	Fluxo de potência reativa que sai da barra i para a barra j;
V_i	Magnitude de tensão na barra i;
Pd_i	Demanda de potência ativa na barra i;
Qd_i	Demanda de potência reativa na barra i;
Ps_i	Potência ativa fornecida pela subestação da barra i;
Qs_i	Potência reativa fornecida pela subestação da barra i;
\underline{V}	Magnitude de tensão mínima;
\overline{V}	Magnitude de tensão máxima;
g_{ij}	Condutância do circuito i-j;
b_{ij}	Susceptância do circuito i-j;
n_b	Número de barras do sistema;
n_r	Número de ramos do sistema;
S_{ij}	Fluxo de potência aparente nos circuitos ij;
n_{ij}	Variável binária que determina se o circuito entre as barras i e j está aberto ou fechado;
θ_{ij}	Diferença angular entre as barras i e j;
$f(x)$	Função objetivo;
V_k	Magnitude da tensão nodal da barra k;
P_k	Geração líquida de potência ativa na barra k;
Q_k	Injeção líquida de potência reativa na barra k;
I_{km}	Fluxo de corrente que sai da barra k em direção a barra m;
P_{km}	Fluxo de potência ativa que sai da barra k em direção a barra m;
Q_{km}	Fluxo de potência reativa que sai da barra k em direção a barra m;

Ω_k	Conjunto de barras vizinhas da barra k;
Q_k^{sh}	Componente de injeção de potência reativa devido ao elemento “shunt” da barra k;
g_{km}	Condutância entre as barras k e m;
b_{km}	Susceptância entre as barras k e m;
u_{ij}	Variável binária que é 1 se o caixeiro viajante escolher o percurso i para j e 0 se o caixeiro viajante não escolher esse percurso;
b_{km}^{sh}	Susceptância shunt entre as barras k e m;
V_{kr}	Valor de tensão real;
V_{ki}	Valor de tensão imaginária;
I_{km}^{re}	Corrente de carga real no ramo k – m;
I_{km}^{im}	Corrente de carga imaginária no ramo k – m;
S_{km}	Fluxo de potência aparente no circuito entre as barras k e m;
x_{km}	Reatância no ramo k – m;
R_{km}	Resistência no ramo k - m;
LF	Número de laços fundamentais;
L_i	Laços fundamentais;
P_i	Propostas de soluções;
D_m	Descendente melhorado;

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Resultados encontrados para o sistema de 33 barras	74
Tabela 2 - Resultados encontrados para o sistema de 84 barras	76
Tabela 3 - Soluções armazenadas na população no final do processo	77
Tabela 4 - Resultados encontrados para o sistema de 119 barras	78
Tabela 5 - Resultados encontrados para o sistema de 417 barras	80

SUMÁRIO

1	Introdução	
1.1	O Problema da Reconfiguração de Sistemas de Distribuição	16
1.2	Modelos Matemáticos aplicados ao Problema da Reconfiguração de Sistemas de Distribuição	18
1.3	Técnicas de Otimização Usadas na Reconfiguração de Sistemas de Distribuição	20
1.4	Revisão da Literatura Especializada	21
1.5	Estrutura do Trabalho	24
2	Introdução a Metaheurísticas	
2.1	Introdução	26
2.2	Algoritmos Heurísticos	26
2.2.1	O Algoritmo Heurístico Construtivo	27
2.2.2	O Algoritmo de Busca Através de Vizinhança	29
2.3	Metaheurísticas	31
2.3.1	Busca Tabu (Tabu Search)	31
2.3.2	Esfriamento Simulado (Simulated Annealing)	32
2.3.3	O GRASP	33
2.3.4	Algoritmo Genético	34
3	Características do Problema da Reconfiguração	
3.1	Problemas Correlatos com a Implementação de uma Metaheurística para o problema da Reconfiguração	37
3.1.1	Modelagem Matemática Utilizada Neste Trabalho	37
3.2	O Problema de Fluxo de Carga Radial	40

3.2.1	Fluxo de Carga Especializado para Sistemas Radiais – Método Varredura	43
3.2.1.1	Ordenação dos Ramos do Sistema de Distribuição	43
3.2.1.2	Cálculo da Corrente de Carga na Barra	45
3.2.1.3	Cálculo das Tensões de Barra	46
3.2.1.4	Cálculo das Perdas de Potência Ativa e Reativa do Sistema	46
3.3	A Restrição de Radialidade	47
3.4	A Representação de uma Proposta de Solução Radial, e a Identificação de um Espaço de Busca Reduzido	49
4	O Algoritmo de Chu-Beasley	
4.1	O Algoritmo Genético Tradicional	54
4.2	O Algoritmo Genético de Chu-Beasley	56
4.3	O Algoritmo Genético de Chu-Beasley Especializado	57
4.4	O Algoritmo Genético de Chu-Beasley Aplicado ao Problema da Reconfiguração de Sistemas de Distribuição	59
4.4.1	Análise do Sistema de Distribuição e Codificação	59
4.4.2	População Inicial	61
4.4.3	Seleção	61
4.4.4	Recombinação	62
4.4.5	Fase de Melhoria Local	64
4.4.6	Verificação do Descendente Melhorado e do Critério de Parada	72
5	Teste com o Algoritmo Genético de Chu-Beasley Especializado	
5.1	Sistema de 33 barras	73
5.2	Sistema de 84 barras	75
5.1	Sistema de 119 barras	78
5.2	Sistema de 417 barras	79

6	Conclusões	82
	Referências	83
	Apêndice A	
	A 1 - Dados do Sistema de 14 barras	89
	A 2 - Dados do Sistema de 33 barras	90
	A 3 - Dados do Sistema de 84 barras	91
	A 4 - Dados do Sistema de 119 barras	94
	A 5 - Dados do Sistema de 417 barras	98

1 Introdução

1.1 O Problema da Reconfiguração de Sistemas de Distribuição

A reconfiguração ótima de alimentadores em sistemas de distribuição consiste em encontrar uma topologia radial do sistema, com alguns alimentadores operando e outros fora de operação, de forma que seja otimizado um objetivo, tipicamente a redução das perdas do sistema para dado perfil de carga, a melhoria dos níveis de tensão, isolamento de faltas, e o balanceamento das cargas entre os alimentadores. Há várias técnicas de solução para o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica, que se diferem em relação ao tipo de estratégia utilizada na solução do problema.

As redes de distribuição possuem um conjunto de dispositivos de controle e proteção que permitem alterar facilmente a sua configuração, através de manobras destes dispositivos, viabilizando ações que permitam operar o sistema sempre da maneira mais adequada, isto é, com redução nas perdas ativas e melhoria dos níveis de tensão mantendo a condição de radialidade do sistema. Esta condição faz com que alguns ramos estejam operando e outros não.

Nos dias atuais, o mercado de energia elétrica é muito competitivo sob os pontos de vista técnicos e econômicos, onde as empresas/concessionárias de energia elétrica fazem esforços para melhorar as condições de operações de suas redes de energia. A reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição de energia elétrica é uma das alternativas para otimizar a operação destas redes de distribuição.

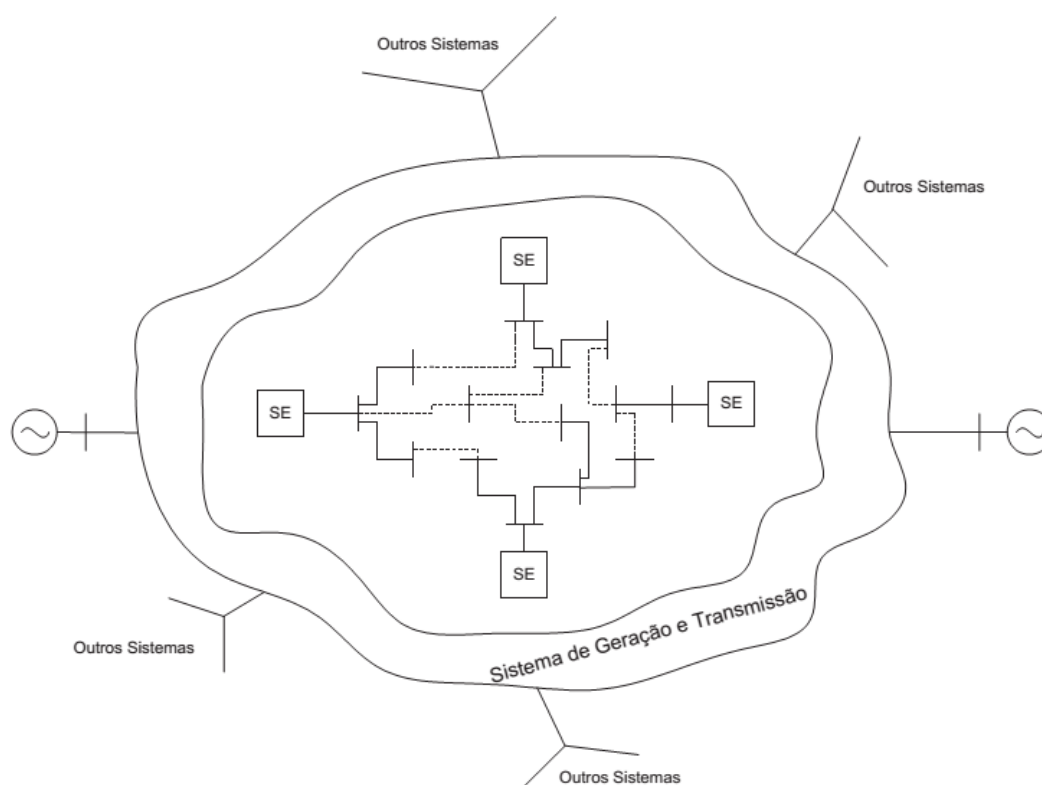
O sistema de distribuição deve sempre operar de forma econômica e confiável em qualquer condição, neste sentido, a reconfiguração de sistema de distribuição de energia elétrica pode ser uma importante ferramenta para a melhoria das condições de estabilidade de tensão e diminuição do carregamento, principalmente em momentos de alta demanda (PEREIRA, 2010).

A dimensão do problema está diretamente associada ao número de chaves de interconexão que existem no sistema, pois se um sistema possui N chaves, têm-se um número de topologias possíveis para este sistema de 2^N . Muitas dessas topologias possíveis são

insatisfatórias, pois não cumprem as restrições de radialidade ou contém barras desconectadas, tornando-se topologicamente ineficazes (SCHMDT et al., 2005).

Na Figura 1 ilustra-se uma pequena rede hipotética composta por 4 subestações, 14 barras, 13 ramos ligados e 7 ramos desligados, muito utilizada pelos especialistas em problemas de reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição de energia elétrica.

Figura 1 - Sistema de distribuição hipotético



Fonte: Zvietcovich (2006).

Há várias técnicas de solução do problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica. Elas se diferem em relação ao tipo de estratégia utilizada na solução do problema. Os algoritmos heurísticos e as metaheurísticas são cada vez mais utilizados para resolver o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica, embora não garantam a solução ótima global para o problema. No entanto, tais algoritmos fornecem soluções de boa qualidade.

O estado normal de operação de um sistema de distribuição é em configuração radial, assim em uma determinada configuração do sistema existe um conjunto de circuitos que estão energizados e estes circuitos formam a configuração radial chamada de árvore do ponto de vista da teoria de grafos. Por outro lado, os circuitos que não estão energizados são chamados de ramos de ligação. Uma troca adequada de um ramo de ligação com um ramo da árvore leva a outra configuração radial.

O problema de reconfiguração ótima de um sistema de distribuição consiste em encontrar aquela configuração radial, do espaço de configurações possíveis, que produz as perdas mínimas de potência no sistema de distribuição. Este processo de busca ótima implica analisar implícita ou explicitamente todas as configurações radiais possíveis.

Resumidamente, a reconfiguração de um sistema de distribuição de energia elétrica consiste na abertura e fechamento de chaves de interconexões que estão presentes nos ramos do sistema de energia elétrica, com o objetivo de encontrar a melhor topologia para o sistema de distribuição, mantendo sempre uma topologia radial e os limites de tensão em níveis preestabelecidos pelas normas reguladoras, visando sempre, minimizar as perdas ativas do sistema.

1.2 Modelos Matemáticos Aplicados ao Problema da Reconfiguração de Sistemas de Distribuição

A reconfiguração de sistemas de distribuição é um problema clássico de otimização relacionado a distribuição de energia elétrica, e tem como objetivo identificar uma topologia ótima para operação de um sistema radial, visando obter mínimas perdas ativas, atender a demanda de energia e manter a confiabilidade do sistema (SOUZA, 2013).

Em Radha (2003), propõe-se um modelo para resolver o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição, com o objetivo de minimizar as perdas ativas. O modelo leva em conta as restrições de: limites de demanda, magnitude de tensão nas barras, limite de fluxo de corrente, as leis de Kirchhoff para corrente e para tensão, e de forma implícita a restrição de radialidade é apresentada.

Em Guimarães (2005) o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição é resolvido visando maximizar a margem de carregamento de redes de distribuição. As restrições

de limite de magnitude de tensão e limite de magnitude de corrente são tratadas pelo modelo e a radialidade é apresentada de maneira implícita.

Em Bueno (2005), duas metodologias distintas são elaboradas. A primeira utiliza a técnica denominada Busca Menor Energia, inspirada na técnica de Abertura sequencial de Chaves, e a segunda, denominada Árvore de Aproximação, faz uso das ideias de árvore geradora de custo mínimo. Utiliza-se um método de fluxo de carga para encontrar o estado de operação do sistema elétrico. Neste trabalho o problema é formulado como um problema de Programação Não Linear Inteiro Misto, e a radialidade é apresentada de forma implícita. O objetivo do método apresentado é reduzir as perdas ativas do sistema.

Em Rugthaicharoencheep e Sirisumrannukul (2010), apresenta-se uma técnica de solução, desenvolvida com base na Busca Tabu, para resolver o problema de reconfiguração de alimentadores trifásicos com carregamento desequilibrado, onde a função objetivo do problema é minimizar as perdas ativas do sistema elétrico. As perdas de potência do sistema e as tensões nas barras são calculadas utilizando um algoritmo de fluxo de carga trifásico.

Em Lavorato et al. (2012), foi apresentado um modelo matemático de Programação Não Linear Binário Misto para resolver o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica. As perdas de energia na operação do sistema de distribuição são representadas pela função objetivo, e neste modelo são tratadas as seguintes restrições: a 1ª e 2ª leis de Kirchhoff apresentadas na forma de equações de fluxo de carga generalizadas, limite da magnitude de tensão, limite de fluxo de corrente e de forma explícita, a restrição de radialidade.

Em Taylor e Hover (2012), é proposto um modelo convexo quadrático para reconfiguração de sistemas de distribuição. A função objetivo é a minimização das perdas ativas e os modelos apresentam restrições quadráticas e cônicas de segunda ordem. No modelo são apresentadas restrições de limites de magnitude de tensão e fluxo de corrente e balanço de potência, também apresentam restrições que garantem a conectividade da topologia, isto é, garante que a topologia final seja disposta em árvore, assim a radialidade é apresentada de maneira explícita.

1.3 Técnicas de Otimização Usadas na Reconfiguração de Sistemas de Distribuição

Na literatura podem ser encontrados alguns métodos e algumas técnicas utilizadas para resolver o problema de reconfiguração de sistemas de energia elétrica, estes se dividem em duas categorias:

- *Métodos exatos*

Nesta categoria estão os métodos exatos que se fundamentam e seguem formulações matemáticas rigorosas. Com base neste contexto, desenvolveram-se muitos algoritmos que facilitam a busca das novas configurações da rede de distribuição, tentando obter uma solução ótima. Nesta categoria se encontram os algoritmos branch and bound e suas versões modernas, a decomposição matemática de Benders e as técnicas de programação linear e não linear. Deve-se observar que os “solver’s” de programação linear inteira mista tais como o CPLEX e seus competidores, se tornaram muito eficientes e, portanto, sua aplicação na otimização de sistemas elétricos se torna cada vez mais interessante.

- *Métodos aproximados*

Nesta categoria encontram-se os métodos aproximados, baseados em fenômenos da natureza, ou então, os que não necessitam de uma formulação matemática rigorosa, que permita estabelecer com certeza seu comportamento em cada situação.

Dentre essa categoria, encontram-se:

- Redes Neurais;
- Sistemas Especialistas;
- Lógica Nebulosa;
- Heurísticas;
- Busca Tabu;
- Algoritmo Genético;

- Esfriamento Simulado (Simulated Annealing);
- GRASP;
- Dentre Outras.

Os métodos exatos conseguem encontrar a solução ótima global e provar a otimalidade desta. Este tipo de algoritmo, como os algoritmos de *branch and bound*, são aplicados só aos modelos simplificados da rede elétrica com uma função aproximada das perdas.

Os métodos aproximados encontram uma solução de boa qualidade, ou poderiam achar a solução ótima de um problema, mas sem provar a otimalidade. Os métodos aproximados podem ser classificados em: Heurísticas; Metaheurísticas e outras técnicas de otimização fora destes grupos, como já foram mencionados anteriormente.

Neste trabalho será implementado o algoritmo genético de Chu-Beasley Especializado, como proposto em (CHU; BEASLEY, 1997), para resolver o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica, juntamente com um espaço de busca reduzido proposto em (MENDOZA et al., 2006). Não foram encontrados na literatura especializada trabalhos que resolvem o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição utilizando o algoritmo genético de Chu-Beasley especializado juntamente com o espaço de busca reduzido.

1.4 Revisão da Literatura Especializada

Como já foi mencionado anteriormente, há várias técnicas de solução para o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica. Elas se diferem em relação ao tipo de estratégia utilizada na solução do problema.

A seguir serão comentadas as principais propostas de soluções existentes na literatura especializada, que tratam do problema da reconfiguração em sistemas de distribuição de energia elétrica. Os primeiros métodos utilizados para a reconfiguração dos sistemas de distribuição são as heurísticas, as redes neurais, métodos de otimização clássica e as metaheurísticas.

Em Merlin e Back (1975), foi proposto a primeira resolução do problema de reconfiguração de sistemas de distribuição. Os autores apresentaram duas metodologias para

resolver o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição, a primeira metodologia é um algoritmo heurístico construtivo e a segunda metodologia utiliza uma técnica de otimização clássica.

Do ponto de vista computacional, o método heurístico é o mais eficiente, pois se inicia fechando todas as chaves de interconexão existentes no sistema radial, tornando-o malhado. Feito isso, resolve-se um problema de fluxo de carga e depois calcula-se o fluxo de potência aparente nos ramos deste sistema. O que possuir o menor fluxo de potência aparente tem sua chave de interconexão aberta, finalizando uma iteração do algoritmo heurístico construtivo. Repete-se esse passo até o algoritmo heurístico construtivo encontrar um sistema com topologia radial, o que finaliza o algoritmo (BORGES, 2011).

Em Bueno (2005) é apresentada uma análise sobre a importância da reconfiguração de um sistema de distribuição de energia elétrica. Os principais argumentos são mostrados a seguir:

- A obtenção de uma boa distribuição de potência entre os alimentadores;
- O aumento do período em que a rede atende o limite dos fluxos de potência, por consequência, adiamento da necessidade de investimento em expansão;
- Uma maior robustez em relação às falhas diante de emergências, pois a restauração do suprimento de energia às áreas escuras pode ser feita com um número pequeno de chaveamentos.

Em 1988 foi proposta em Civanlar et al. (1988) outra heurística conhecida como “troca de ramos” (branch-exchange). Ao contrário da heurística proposta por Merlin e Back, Civanlar propôs como solução inicial uma rede radial para o problema de reconfiguração. Nesse método, o processo de busca proposto é o fechamento de uma chave de interconexão e a abertura de outra, com o propósito de manter a radialidade do sistema. Os autores sugerem um mecanismo de filtragem para eliminar os chaveamentos que não reduzem as perdas ativas do sistema. Este mecanismo é a proposta de uma expressão matemática utilizada para encontrar a redução da perda de potência através da transferência de cargas. Este mecanismo fornece a melhor chave a ser fechada e qual será aberta em um sistema a fim de diminuir as perdas da rede. O método realiza uma busca a procura de um melhor chaveamento sem a necessidade de resolver problemas de fluxo de carga adicionais, utilizando apenas uma equação (ZVIETCOVICH, 2006).

Em Gomes et al. (2005), foi proposto um algoritmo híbrido para resolver o problema da reconfiguração, onde o mesmo possui duas etapas: Na primeira etapa, todas as chaves de interconexões são fechadas, e usando um critério de abertura baseado no aumento da perda total do sistema, as chaves são sucessivamente abertas tornando-o radial. A segunda etapa é o refinamento da primeira através do algoritmo de troca de ramos. Este algoritmo híbrido foi comparado com o método de (SHIRMOHAMMADI; HONG, 1989) e com o método proposto por (GOSWAMI; BASU, 1992), obtendo resultados compatíveis ou de melhor qualidade.

Em Kim et al. (1993), uma rede neural artificial (RNA) do tipo “*Perceptron Multicamadas*” foi proposta, cujo método tem a capacidade de controlar em tempo real a topologia do sistema de distribuição, o que é uma vantagem comparada aos outros métodos. Esta rapidez deve-se ao fato da rede neural ser treinada utilizando um conjunto de boas configurações para diferentes valores de carregamento. O sistema de distribuição foi dividido em: residencial, comercial e industrial, a fim de diminuir o esforço computacional e facilitar o treinamento da rede neural.

Em Hayashi et al. (1996) foi proposto também o uso da rede neural “*Holpfield*” para resolver o problema da reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica. O método, segundo os autores, trouxe bons resultados.

Em 2006 para resolver o problema de reconfiguração, (SALAZAR et al., 2006), apresentaram uma rede neural artificial do tipo “*Perceptron Multicamadas*”. Os autores aplicaram técnicas de agrupamento, associadas às técnicas de validação para identificar as melhores topologias utilizadas no treinamento da rede neural. Isto possibilitou determinar boas topologias com baixo custo computacional e utilizando apenas uma rede neural durante a resolução do problema. Este método foi testado em dois sistemas, o primeiro foi o sistema de 14 barras do Civanlar, o segundo foi um sistema teste de 136 barras (BORGES, 2011).

Os poucos exemplos disponíveis na literatura que resolvem o problema de reconfiguração utilizando técnicas de programação matemática misturadas com heurísticas, requerem um maior tempo computacional para sua resolução (SARFI et al., 1994).

Em Glamocanin (1990), resolve-se o problema de reconfiguração, como sendo um problema de transporte com custos quadráticos. A partir da configuração inicial obtida através da linearização das perdas, é utilizado o método *SIMPLEX* para problemas quadráticos, a fim de melhorar a solução.

Em Abur (1996a, 1996b) apresenta-se uma formulação para o problema de reconfiguração como se fosse um problema de fluxo de custo mínimo do sistema de distribuição. Ignorando os limites de capacidade dos ramos, o autor resolveu o problema utilizando o método de programação linear *Simplex*. Para satisfazer os limites da capacidade dos ramos, o algoritmo *Simplex* foi modificado; segundo o autor, este algoritmo fornece um sistema radial, que não viola os limites de capacidade das linhas e diminui as perdas ativas do sistema. (ABUR, 1996-b) realizou testes com o sistema de 16 barras e (ABUR, 1996-a) realizou testes em um sistema de 10 barras. Dois Tipos de simulações foram realizados, um considerando os limites de corrente nos ramos do sistema e outro sem limites de correntes.

Em Oliveira (2011), o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição é resolvido utilizando a metaheurística GRASP. Na metodologia considera-se que todas as chaves de interconexões do sistema estejam fechadas no início do processo e a cada iteração da fase construtiva do GRASP, utiliza-se o fluxo de carga com o método de Newton e o fluxo de carga com o método de varredura para encontrar os pontos de operação do sistema. O objetivo do trabalho é minimizar as perdas ativas dos sistemas de distribuição, trabalhando com o problema formulado através de Programação Não Linear Inteiro Misto.

Em Romero (2001) um algoritmo genético modificado foi proposto, cuja contribuição foi uma nova maneira de realizar a recombinação, permitindo que configurações não radiais fossem evitadas. Em Mendoza et al. (2006) apresenta-se uma metodologia baseada no algoritmo genético para resolver o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição, a ideia principal do trabalho é diminuir o espaço de busca do algoritmo.

Em Carreño et al. (2008) é apresentado o algoritmo genético com uma nova codificação, e utilizando um eficiente operador de recombinação que permitiu a geração de configurações factíveis. Este método foi testado em sistemas de distribuição reais, mostrando excelentes resultados e tempo computacional reduzido.

1.5 Estrutura do Trabalho

Esta dissertação está organizada da seguinte forma: No capítulo 1 foi apresentada uma introdução ao problema de reconfiguração de sistemas de distribuição, sua modelagem matemática, algumas técnicas de otimização já usadas e uma revisão da literatura especializada.

No capítulo 2, será apresentada uma introdução às Metaheurísticas, algoritmos heurísticos e algumas Metaheurísticas já utilizadas na literatura para resolver o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica.

No capítulo 3, serão mostradas as características do problema da reconfiguração, o problema de fluxo de carga, representação de uma proposta de solução radial, e o espaço de busca reduzido proposto neste trabalho.

No capítulo 4, será apresentado o Algoritmo Genético, Algoritmo Genético de Chu-Beasley especializado e sua aplicação no problema de reconfiguração de sistemas de distribuição.

No capítulo 5, apresentam-se os testes realizados com os sistemas testes de 14, 33, 84, 119 e 417 barras.

No capítulo 6, será apresentada a conclusão, com algumas considerações finais e perspectivas de trabalhos futuros.

Finalmente, apresentam-se as referências bibliográficas e, no apêndice, os dados utilizados dos sistemas testes.

2 Introdução a Metaheurísticas

2.1 Introdução

Neste capítulo, será apresentada uma rápida visão sobre heurísticas e metaheurísticas, apresentando um pouco sobre seus funcionamentos e abordando algumas mais utilizadas atualmente.

As heurísticas são técnicas de otimização que geralmente encontram soluções de boa qualidade para problemas complexos. Deve-se observar que entre as décadas de 1960 e 1970, as heurísticas foram as técnicas de otimização mais usadas e com maior sucesso para resolver problemas complexos do campo da otimização matemática, especialmente para aqueles problemas não lineares, discretos e não convexos. Isto se deve aos poucos recursos computacionais disponíveis neste período.

As metaheurísticas são técnicas de solução que gerenciam uma interação entre as estratégias de busca local e as estratégias de nível superior para criar um processo de otimização com capacidade de sair de soluções ótimas locais e realizar uma busca robusta através de espaço de busca (GLOVER, 1986).

Alternativamente, pode-se definir uma metaheurística como sendo um processo de otimização representado por uma generalização e ou integração do algoritmo heurístico construtivo de tipo guloso e a heurística de busca através de vizinhança de forma que seja possível, encontrar soluções de qualidade percorrendo de forma eficiente o espaço de busca.

2.2 Algoritmos Heurísticos

A maioria das heurísticas encontram soluções de boa qualidade para problemas altamente complexos em tempos computacionais relativamente rápidos. Adicionalmente, a maioria das heurísticas são simples de entender e também de implementar computacionalmente. Entretanto, as técnicas heurísticas renunciam, pelo menos do ponto de vista teórico, a encontrar a solução ótima global de um problema complexo. Em problemas de grande porte e complexos, as técnicas heurísticas raramente encontram as soluções ótimas.

Uma técnica heurística pode ser muito simples como, por exemplo, o uso de bom senso ou a experiência de um especialista ou pode ser muito sofisticada, geralmente, envolvendo a solução de modelos matemáticos relaxados em relação ao modelo original.

2.2.1 O Algoritmo Heurístico Construtivo

O algoritmo heurístico construtivo (AHC) é uma das técnicas heurísticas de otimização mais usadas para resolver problemas complexos e ainda é muito usado isoladamente ou integrado às metaheurísticas mais sofisticadas. O mais popular dos algoritmos heurísticos construtivos é o do tipo guloso (“*greedy*”).

O AHC é uma técnica de otimização que em um processo passo a passo, gera uma solução geralmente de boa qualidade de um problema complexo. Em cada passo o AHC escolhe um elemento ou componente da solução que está sendo construída e no último passo termina de gerar uma solução factível. Um indicador de sensibilidade identifica o componente mais interessante a ser incorporado na solução em construção em cada passo do AHC. Assim, a diferença fundamental entre os AHC’s usados para resolver um mesmo problema está no indicador de sensibilidade usado.

Um AHC pode assumir a seguinte forma genérica:

1. Armazenar os dados do problema e escolher o indicador de sensibilidade a ser usado. Escolher os componentes que podem ser incorporados na solução em construção (geralmente o processo é iniciado sem componentes).
2. Verificar se a solução em construção já representa uma solução factível. Caso seja factível então pare o processo. Em caso contrário, ir ao passo 3.
3. Usando a solução em construção, resolver o problema que permite identificar o indicador de sensibilidade de todos os componentes do problema que ainda não foram incorporados na solução em construção.
4. Usando a informação dos indicadores de sensibilidade encontrados no passo anterior, identificar o componente que deve ser incorporado na solução em construção. Adicionar o componente identificado na solução em construção e voltar ao passo 2.

A ilustração de um AHC que iremos mostrar é para o caixeiro viajante (*traveling salesman problem*). Nesse problema, o caixeiro viajante deve fazer um tour partindo de uma cidade origem, passando por cada uma das cidades uma única vez e voltando para a cidade de origem. Pretende-se encontrar o “tour” de distância mínima. Os dados do problema são os pontos cartesianos das cidades e existem distâncias euclidianas ligando todas as cidades. O modelo matemático desse problema é um problema de programação linear binária com número muito elevado de variáveis e restrições. A variável de decisão binária é u_{ij} em que $u_{ij} = 1$ se o caixeiro viajante escolhe o percurso da cidade i para a cidade j e $u_{ij} = 0$ se o caixeiro viajante não escolhe esse percurso. Nesse contexto, dois AHC’s com níveis de sofisticação muito diferentes, para o problema do caixeiro viajante são os seguintes (UTIDA, 2012):

AHC simples:

- No passo 1 escolhemos a cidade inicial de forma aleatória.
- No passo 3 o indicador de sensibilidade usado é a distância mais próxima.

Assim, se o caixeiro viajante se encontra na cidade s , então se calcula a distância da cidade s para todas as cidades ainda não visitadas. Finalmente, a próxima cidade a ser visitada é aquela que se encontra mais perto de s e que ainda não foi visitada. Portanto, em cada passo se escolhe uma aresta do grafo usando o critério de menor distância e que no final do processo deve gerar um “tour”.

AHC sofisticado:

- No passo 3 resolvemos o modelo matemático do problema do caixeiro viajante após usar a estratégia de relaxação. O modelo original do problema é de programação linear binária. Entretanto, se relaxamos as variáveis binárias para assumir a forma $0 \leq u_{ij} \leq 1$ então o problema transformado (relaxado) é um problema de programação linear (PL). Assim, após resolver o problema de PL podemos escolher o arco a ser incorporado na solução em construção como sendo aquele arco que representa o maior valor de u_{ij} na solução do PL e, obviamente, escolhido entre aqueles arcos que não geram “subtour” na solução em construção. Também, em cada passo do AHC um conjunto de variáveis u_{ij} já se encontra com valores conhecidos ($u_{ij} = 1$ para os arcos já incorporados na solução em construção). Também algumas variáveis podem ser fixadas em $u_{ij} = 0$ (aquelas relacionadas com os arcos que geram “subtour” com arcos já incorporados na solução em construção). Outro nível de relaxação adicional pode

ser encontrado eliminando as restrições que evitam a geração de subtours. Neste caso o problema de PL a ser resolvido é muito mais simples, mas a qualidade do indicador de sensibilidade pode ficar comprometida.

Em resumo, os algoritmos heurísticos construtivos do tipo guloso apresentam as seguintes características:

1. É um processo iterativo onde em cada passo escolhe-se uma componente da solução em construção. O indicador de sensibilidade pode ser muito simples (a menor distância no caso do caixeiro viajante e cuja informação já se encontra na matriz de distâncias) ou muito sofisticado (resolver um problema de PL no caso do caixeiro viajante).

2. Apenas no último passo se encontra uma solução factível. Esta característica nos lembra do algoritmo dual simplex em PL, onde apenas na última iteração encontramos um ponto extremo que é adicionalmente ótimo e antes disso existe uma sequência de pontos infactíveis.

2.2.2 O Algoritmo de Busca Através de Vizinhança

O algoritmo heurístico de busca através de vizinhança “steepest descent heuristic” é significativamente diferente do algoritmo heurístico construtivo do tipo guloso. No AHC se gera apenas uma solução factível através de uma sequência de passos e usando um indicador de sensibilidade. No algoritmo heurístico de busca através de vizinhança, que chamaremos apenas como algoritmo SDH (do inglês “Steepest Descent Heuristic”), o processo é geralmente iniciado a partir de uma solução factível e na sequência são encontradas novas soluções factíveis percorrendo o espaço de busca e passando sempre para a melhor solução vizinha.

A terminologia usada na heurística SDH é diferente da terminologia usada na otimização clássica (programação linear, programação não linear, programação inteira, etc.) e às vezes pode ser significativamente diferente. Essa mesma terminologia é usada nas metaheurísticas.

A estratégia mais popular usada por uma técnica de otimização clássica consiste em resolver o modelo matemático do problema a partir de um ponto inicial (que pode ser factível ou infactível) o que significa em escolher valores específicos para as variáveis de decisão. A partir desse ponto inicial se gera uma sequência de outros pontos (factíveis ou infactíveis) até

atingir a convergência para um ponto factível e ótimo (local ou global). Nesse tipo de análise o conceito de região factível é fundamental. A estratégia fundamental da heurística SDH pode ser resumida da seguinte forma (UTIDA, 2012):

- O processo de otimização é iniciado através de uma solução inicial (factível ou infactível) que passa a ser chamada de solução corrente.
- Deve-se definir uma estrutura de vizinhança. Assim, deve existir uma forma de identificar as soluções que são consideradas vizinhas da solução corrente. As soluções vizinhas podem ser factíveis ou infactíveis.
- Na heurística SDH se passa da solução corrente para a melhor solução vizinha.
- O processo termina quando todas as soluções vizinhas são de pior qualidade que a solução corrente.

Deve-se observar que para implementar a heurística SDH não necessariamente estamos obrigados a usar o modelo matemático do problema em análise. Na verdade a heurística SDH pode resolver problemas que tem modelagem complexa ou não tem modelagem e essa característica torna a heurística SDH, assim como as metaheurísticas, uma técnica de otimização relativamente distante da lógica de otimização usada na otimização clássica.

A codificação ou representação de uma proposta de solução de um problema complexo representa a estratégia fundamental para entender o funcionamento da heurística SDH. Assim, a codificação de uma proposta de solução representa de forma inequívoca um elemento do espaço de busca do problema de otimização. O espaço de busca é formado por todas as propostas de solução que podem ser identificadas usando a codificação escolhida para um determinado problema de otimização e usando as estratégias de vizinhança usadas para resolver o problema. Deve-se lembrar que um aspecto crucial na otimização clássica é a escolha adequada das variáveis de decisão. Na heurística SDH um aspecto crucial e fundamental é a escolha de uma proposta de codificação eficiente.

A codificação na heurística SDH substitui as variáveis de decisão no problema de otimização clássica. Em determinados problemas o vetor de codificação de uma proposta de solução pode ter a mesma dimensão e a mesma estrutura das variáveis de decisão, mas em outros casos pode ter forma e dimensão diferentes.

Resumindo, a proposta de codificação escolhida para resolver um problema complexo usando a heurística SDH ou uma metaheurística deve permitir identificar de maneira única um elemento do espaço de busca, deve permitir encontrar o valor da função objetivo ou equivalente e deve permitir verificar se a proposta de solução é factível ou infactível. Adicionalmente, a proposta de codificação deve permitir definir e implementar de forma adequada a estrutura de vizinhança e implementar de forma eficiente os operadores existentes na metaheurística.

2.3 Metaheurísticas

Um conjunto de conceitos que geralmente utilizam métodos heurísticos aplicáveis a diversos tipos de problemas, é chamado de metaheurísticas. O termo “metaheurística” foi formalmente apresentado por (GLOVER, 1986), mas antes disso já haviam sido apresentados trabalhos que utilizavam métodos estocásticos de otimização por (ROBBINS; MONRO, 1951).

Dentre as metaheurísticas, veremos a Busca Tabu, Esfriamento simulado, GRASP e Algoritmo Genético.

2.3.1 Busca Tabu (Tabu Search)

Na década de 80 surgiu o algoritmo de busca tabu, uma nova metaheurística proposta pelo pesquisador Fred Glover. Este novo método possui conceitos de inteligência artificial, com conjuntos de funções que de forma integrada, permitem resolver um problema complexo de maneira inteligente. Este método se difere dos outros por não ter uma origem relacionada com processos de otimização biológico ou químico (LUCERO, 2003). O método consiste em guiar e modificar outras heurísticas, de modo a produzir soluções além das que seriam geradas normalmente em uma busca local.

O método parte de uma solução inicial e vai progredindo de uma solução para outra até satisfazer o critério de parada proposto. Cada solução encontrada é associada a uma vizinhança dentro do espaço de busca, então é realizada uma nova busca nessa vizinhança, chamada de *movimento*, para encontrar uma solução de melhor qualidade. A solução final obtida é chamada de ótimo local, pois é apenas a melhor solução dentre todas as soluções de

vizinhança, e como consequência, na maioria dos casos, não se encontra o ótimo global do espaço de busca.

O algoritmo de busca tabu, segundo o apresentado por (GUIMARÃES, 2005), se distingue dos algoritmos de busca local por dois aspectos fundamentais:

- O primeiro aspecto trata-se do processo de *movimento*, esta nova solução pode ter a melhor configuração da vizinhança ou a melhor dentre as visitadas, o que indica que o método permite uma degradação de qualidade;
- O segundo aspecto trata-se do conjunto de vizinhanças, que não são caracterizadas de maneira estática. Sendo assim, o algoritmo pode se expandir, realizando novas buscas eficientes no conjunto de soluções do problema.

Neste método monta-se uma lista tabu com os atributos das configurações já visitadas que são considerados proibidos, pois impedem o retorno a uma configuração já visitada, evitando assim a ciclagem. Esta operação causa um problema, se uma solução de boa qualidade for encontrada e possuir atributos proibidos o algoritmo não poderá utilizar essa solução. Evita-se este problema ao utilizar uma função do algoritmo chamada critério de aspiração, onde se pode eliminar a proibição de uma solução candidata caso esta satisfaça a um determinado critério de aspiração (BORGES, 2011).

2.3.2 Esfriamento Simulado (Simulated Annealing)

Na década de 50, o pesquisador Metrópolis desenvolveu o conceito de “Annealing” para o processo de cristalização. Mas foi apenas na década de 80 que Kirkpatrick e Cerny, independentemente, notaram semelhanças entre o processo físico de cristalização e alguns problemas de otimização combinatória (GUIMARÃES, 2009).

“Annealing” é um tratamento térmico, utilizado pelos físicos na construção de cristais perfeitos. Um material é exposto a altas temperaturas até o ponto de liquefação e logo após é lentamente esfriado, mantendo durante todo o processo o chamado quase equilíbrio termodinâmico. O processo chega ao fim, quando o material atinge um estado de energia mínimo, no qual se transforma em um cristal perfeito.

Foi observado que a mudança do estado físico do material poder ser comparada ao espaço de solução de um problema de otimização, assim como a energia livre do material é comparada com a função objetivo do problema e a temperatura do processo físico se torna um parâmetro de controle em “simulated annealing”.

O algoritmo escolhe um vizinho mais interessante usando o processo de “annealing”, e se este vizinho for de melhor qualidade é feita a transição e ele será a nova topologia corrente. Em caso contrário, a escolha de um vizinho de pior qualidade é controlada por dois parâmetros que são a temperatura e a variação da função objetivo. Assim, no final do processo, o método percorre uma grande área do conjunto solução e permite que o algoritmo saia dos ótimos locais.

Em 1990, os pesquisadores Hsiao Dong Chiang e René Jean Jumeau publicaram um trabalho dividido em duas partes, que utiliza a metaheurística “simulated annealing” para resolver o problema da reconfiguração. Na primeira parte do trabalho os autores tratam da formulação e da metodologia de solução e na segunda parte é tratado o algoritmo e demonstrada uma aplicação em um sistema de 69 barras. Os autores modificaram a metaheurística, inserindo nesta uma função para monitorar as restrições impostas pelo problema de reconfiguração (BORGES, 2011).

2.3.3 O GRASP

A metaheurística GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure) foi proposta pelos pesquisadores Thomas A. Feo e Mauricio G. C. Resende. Baseado em conceitos existentes no campo da pesquisa operacional, em sua essência o GRASP utiliza princípios construtivos do tipo guloso, porém também existe uma componente de busca local adaptativa e aleatória (FEO; RESENDE, 1989).

A metaheurística GRASP é uma junção e uma generalização do algoritmo heurístico construtivo guloso e da heurística de busca através de vizinhança. Esta metaheurística é dividida em duas fases principais: a fase construtiva e a fase de melhoria local. A fase construtiva é baseada em um algoritmo heurístico construtivo do tipo guloso, o qual é responsável por encontrar uma boa solução factível adicionando em cada passo uma componente da solução. Em cada passo do algoritmo é escolhida a melhor componente, identificada por um indicador de sensibilidade, que utiliza uma componente que tem

características aleatória e adaptativa controlada pelo parâmetro α para indicar as componentes de melhor qualidade para fazerem parte da solução do problema (FEO; RESENDE, 1989).

Na fase de melhoria local, é utilizado um algoritmo de busca local com o objetivo de procurar na vizinhança da solução fornecida pela fase construtiva, uma melhor solução para o problema. O GRASP pode contar ainda com uma fase de pré-processamento na qual, as informações sobre o problema são pré-processadas e avaliadas com o objetivo de diminuir o espaço de busca do problema caso seja possível.

Para finalizar a apresentação do algoritmo, a seguir apresentam-se os passos do algoritmo GRASP para um problema genérico:

1º Passo: Fazer a leitura dos dados do problema. Identificar a forma de codificação para uma proposta de solução. Identificar uma forma de avaliar a qualidade da função objetivo. Definir um algoritmo heurístico do tipo guloso a ser usado na fase construtiva e uma heurística de busca local para ser usada na fase de melhoria local. Definir o valor do parâmetro α ;

2º Passo: Fazer a fase de pré-processamento, se houver;

3º Passo: Realizar a fase construtiva e encontrar uma proposta de solução;

4º Passo: Realizar a fase de busca local e atualizar a solução incumbente caso seja possível;

5º Passo: Se o critério de parada não for satisfeito, voltar ao 3º Passo. Caso contrário, pare. A resposta do algoritmo é a solução incumbente armazenada.

2.3.4 Algoritmo Genético

Até meados do século 19, os naturalistas acreditavam que cada espécie havia sido criada separadamente por um ser supremo ou através de geração espontânea. O trabalho do naturalista Carolus Linnaeus sobre a classificação biológica de organismos despertou o interesse pela similaridade entre certas espécies, levando a acreditar na existência de certa relação entre elas. Outros trabalhos influenciaram os naturalistas em direção à teoria da seleção natural, tais como os de Jean Baptiste Lamarck, que sugeriu uma teoria evolucionária no "uso e desuso" de órgãos; e de Thomas Robert Malthus, que propôs que fatores ambientais tais como doenças e carência de alimentos, limitavam o crescimento de uma população.

Algoritmos Genéticos (AG's) constituem uma técnica de busca e otimização, altamente paralela, inspirada no princípio Darwiniano de seleção natural e reprodução genética. Os princípios da natureza nos quais os AG's se inspiram são simples. De acordo com a teoria de C. Darwin, o princípio de seleção privilegia os indivíduos mais aptos com maior longevidade e, portanto, com maior probabilidade de reprodução. Indivíduos com mais descendentes têm mais chance de perpetuarem seus códigos genéticos nas próximas gerações. Tais códigos genéticos constituem a identidade de cada indivíduo e estão representados nos cromossomas (GOLDBERG, 1989)

Estes princípios são imitados na construção de algoritmos computacionais que buscam uma melhor solução para um determinado problema, através da evolução de populações de soluções codificadas através de cromossomas artificiais. No algoritmo genético, destaca-se a função objetivo, o indivíduo, o tipo de seleção e a reprodução.

A função-objetivo é o objeto de nossa otimização. Pode ser um problema de otimização, um conjunto de teste para identificar os indivíduos mais aptos, ou mesmo uma "caixa preta" onde sabe-se apenas o formato das entradas e nos retorna um valor que queremos otimizar. A grande vantagem dos algoritmos genéticos está no fato de não precisar saber como funciona esta função objetivo, apenas tê-la disponível para ser aplicada aos indivíduos e comparar os resultados (GOLDBERG, 1989).

O indivíduo é meramente um portador do seu código genético. O código genético é uma representação do espaço de busca do problema a ser resolvido, em geral na forma de sequências de bits. Por exemplo, para otimizações em problemas cujos valores de entrada são inteiros positivos de valor menor que 255 pode-se usar 8 bits, com a representação binária normal, ou ainda uma forma de código "gray". Problemas com múltiplas entradas podem combinar as entradas em uma única sequência de bits, ou trabalhar com mais de um "cromossomo", cada um representando uma das entradas. O código genético deve ser uma representação capaz de representar todo o conjunto dos valores no espaço de busca, e precisa ter tamanho finito (GOLDBERG, 1989).

A seleção também é outra parte chave do algoritmo. Em geral, usa-se o algoritmo de seleção por "roleta", onde os indivíduos são ordenados de acordo com a função-objetivo e lhes são atribuídas probabilidades decrescentes de serem escolhidos - probabilidades essas proporcionais à razão entre a adequação do indivíduo e a soma das adequações de todos os indivíduos da população. A escolha é feita então aleatoriamente de acordo com essas probabilidades. Dessa forma consegue-se escolher como pais os mais bem adaptados, sem

deixar de lado a diversidade dos menos adaptados. Outras formas de seleção podem, ainda, ser aplicadas dependendo do problema a ser tratado. Como exemplos pode-se citar a seleção por "torneio" (onde são selecionados diversos pequenos subconjuntos da população, sendo selecionado o indivíduo de maior adequação de cada um desses grupos), a seleção por "classificação" ou "ranking" (semelhante à seleção por "roleta", com a diferença de que a probabilidade de seleção é relacionada à sua posição na ordenação dos indivíduos da população e não à sua adequação em si) e a seleção por "truncamento" (onde são selecionados os N melhores indivíduos da população, descartando-se os outros).

A reprodução, em genética, refere-se ao processo pelo qual se torna possível a continuidade das espécies. Os métodos conhecidos de reprodução podem agrupar-se, genericamente, em dois tipos: reprodução assexuada e reprodução sexuada. No primeiro caso, um indivíduo reproduz-se sem que exista a necessidade de qualquer partilha de material genético entre organismos, ao contrário da reprodução sexuada, que implica a partilha de material genético, ou seja, os descendentes recebem parte material genético do pai e parte da mãe. Esse tipo de reprodução, no qual se enquadra o algoritmo genético, é dividida em três etapas: seleção, recombinação e mutação. A seleção é a escolha de dois indivíduos para se reproduzirem (geralmente gerando dois descendentes para manter o tamanho populacional). Esta recombinação garante que os melhores indivíduos sejam capazes de trocar entre si as informações que os levam a ser mais aptos a sobreviver, e assim gerar descendentes ainda mais aptos. Por último vem as mutações, que são feitas com probabilidade mais baixa possível, e tem como objetivo permitir maior variabilidade genética na população, impedindo que a busca fique estagnada em um mínimo local.

Os Algoritmos Genéticos (AG's) diferem dos métodos tradicionais de busca e otimização, principalmente em quatro aspectos (GOLDBERG, 1989):

- 1) AG's trabalham com uma codificação do conjunto de parâmetros e não com os próprios parâmetros;
- 2) AG's trabalham com uma população e não com um único ponto;
- 3) AG's utilizam informações de custo ou recompensa e não derivadas ou outro conhecimento auxiliar;
- 4) AG's utilizam regras de transição probabilísticas e não determinísticas.

3 Características do Problema da Reconfiguração

3.1 Problemas Correlatos com a Implementação de uma Metaheurística para o Problema da Reconfiguração

Os sistemas elétricos de potência são compostos por três sistemas principais: sistema de geração de energia elétrica, transmissão de energia elétrica e, sendo o mais enfatizado, o sistema de distribuição de energia elétrica (cuja função é entregar a energia elétrica desde a subestação de distribuição até o consumidor final com boa qualidade) (SOUZA, 2013).

Assim, pode-se concluir que o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica é um problema diretamente relacionado com o planejamento da operação dos sistemas de distribuição de energia elétrica.

Os sistemas de distribuição de energia elétrica operam com uma topologia radial e possuem sua estrutura original malhada, desta forma, tendem a diminuir a quantidade e os custos de dispositivos de proteção e manobras ligados à rede elétrica e principalmente facilitar a operação e proteção do sistema elétrico e operam com uma topologia radial (PEREIRA, 2010).

3.1.1 Modelagem Matemática Utilizada Neste Trabalho

O problema de reconfiguração de alimentadores de sistemas de distribuição de energia elétrica neste trabalho é modelado como um problema de programação não linear inteiro misto (PNLIM). O modelo matemático do problema de reconfiguração está sujeito a dois tipos de restrições, sendo físicas e operacionais. As restrições físicas estão relacionadas com os limites ou capacidades a qual os componentes da rede suportam, tal como o limite de fluxo de potência aparente nos circuitos. Já as restrições operacionais estão relacionadas com a operação do sistema, o modo de operação (radial), cumprimento das leis naturais relacionadas com as duas leis de Kirchhoff, limites de tensão nas barras, etc. O modelo matemático utilizado nesse trabalho, é o mesmo proposto por (LAVORATO et al., 2010), e pode ser escrito da seguinte forma:

$$\text{Min } v = \sum_{(ij) \in \Omega_l} [g_{ij} n_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij})] \quad (1)$$

s.a.

$$Ps_i - Pd_i - \sum_{j \in \Omega_b} (x_{ij} P_{ij}) = 0 \quad \forall i \in \Omega_b \quad (2)$$

$$Qs_i - Qd_i - \sum_{j \in \Omega_b} (x_{ij} Q_{ij}) = 0 \quad \forall i \in \Omega_b \quad (3)$$

$$\underline{V} \leq V_i \leq \bar{V} \quad \forall i \in \Omega_b \quad (4)$$

$$x_{ij} (P_{ij}^2 + Q_{ij}^2) \leq \bar{S}_{ij}^2 \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (5)$$

$$n_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (6)$$

$$\sum_{(ij) \in \Omega_l} x_{ij} = n_b - 1 \quad (7)$$

Onde, a restrição (1) representa a função objetivo do problema. No modelo a função objetivo é minimizar as perdas ativas do sistema de distribuição de energia elétrica.

As restrições (2) e (3) representam a primeira lei de Kirchhoff. Adicionalmente, ao balanço de potências em cada barra do sistema que garante o cumprimento da primeira lei de Kirchhoff, a segunda lei de Kirchhoff é garantida pelas equações (8) e (9) que assumem a seguinte forma:

$$P_{ij} = V_i^2 g_{ij} - V_i V_j (g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \text{sen} \theta_{ij}) \quad (8)$$

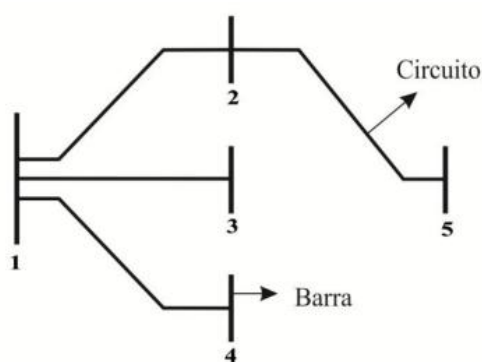
$$Q_{ij} = V_i^2 g_{ij} - V_i V_j (g_{ij} \text{sen} \theta_{ij} - b_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (9)$$

A restrição (4) representa os limites de magnitude de tensão em cada barra do sistema, sendo os limites regidos e padronizados pelas normas reguladoras dos sistemas elétricos. A restrição (5) representa o limite do fluxo de potência no circuito ij . A restrição (6) representa a característica binária da variável de decisão do problema, onde n_{ij} pode assumir dois estados, quando é igual a 0 (zero) significa que o circuito ij está desligado e quando é igual a 1 (um) o circuito ij está ligado. A restrição (7) apresenta uma das condições necessárias para garantir a radialidade do sistema, sendo que esta condição é suficiente para garantir a

radialidade em conjunto com (2). A operação radial é uma exigência típica dos sistemas de distribuição de energia elétrica e isto se torna uma restrição que deve estar presente no problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica.

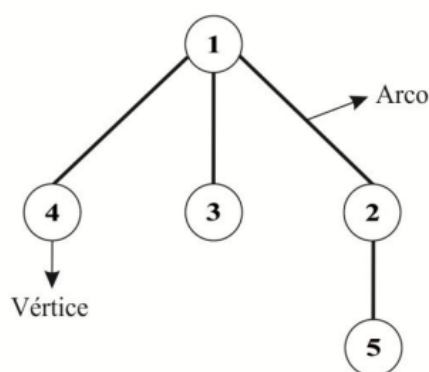
A topologia radial de um sistema de distribuição pode ser comparada a uma árvore de um grafo, desta forma, da teoria de grafos sabemos que para que uma topologia de um sistema de distribuição com Ω_b barras do sistema (vértices) deve ter $\Omega_b - 1$ circuitos conectados. Na Figura 2, ilustra-se um exemplo de um sistema elétrico de 5 barras, e na Figura 3 uma árvore conexa representando o sistema elétrico de 5 barras.

Figura 2 - Sistema elétrico radial de 5 barras.



Fonte: Souza (2013).

Figura 3 - Árvore conexa representando o sistema elétrico radial de 5 barras.



Fonte: Souza (2013).

A modelagem matemática mostrada anteriormente pode ser interessante se pretendemos resolver o problema de reconfiguração de alimentadores de sistemas de distribuição radial usando um software comercial de otimização. Neste trabalho, resolvemos o problema de reconfiguração usando um algoritmo genético em que toda proposta de solução sempre deve ser radial.

3.2 O Problema de Fluxo de Carga Radiais para Sistemas de Distribuição

O cálculo do fluxo de carga fornece uma solução para a rede elétrica, em regime permanente para uma dada condição de operação. Para se resolver o problema de fluxo de carga de um sistema são necessários dados do sistema como: a tensão na subestação, as impedâncias dos ramos e as cargas nas barras. Com esses dados calculam-se os módulos das tensões nas barras e os ângulos de tensões nas barras, e utilizando este resultado é possível calcular os fluxos de potência ativa e reativa nos elementos da rede. Ou seja, o algoritmo de fluxo de carga resolve um sistema de equações não lineares para encontrar o estado de operação de uma rede (módulos e ângulos de tensão nodal). Uma vez obtido o estado da rede é calculado o fluxo de potência, correntes nos ramos, etc.

Na literatura especializada existem vários algoritmos para cálculo de fluxo de carga tais como os algoritmos de Gauss, Gauss-Seidel, Newton e as versões desacopladas desses algoritmos. O método de Newton apresenta um desempenho superior comparado com outros métodos. Este algoritmo é muito usado na análise de sistemas de transmissão de energia elétrica, mas os sistemas de distribuição apresentam características muito específicas, tais como:

- Operam em forma radial;
- Apresentam uma relação R/X elevada, comparados com os valores típicos encontrados em sistemas de sub-transmissão e transmissão.

A primeira característica é uma vantagem, porque simplifica consideravelmente a complexidade do problema, entretanto a segunda característica é uma desvantagem porque produz convergência lenta quando usamos o método de Newton.

Foram desenvolvidos e apresentados muitos algoritmos especializados para resolver o problema de fluxo de carga de sistemas de distribuição radiais. Todos esses algoritmos apresentam a vantagem adicional de que são muito mais rápidos que as versões desacopladas de Newton.

Os sistemas elétricos de potência podem ser divididos em dois grupos, o de sistemas de transmissão e o de sistemas de distribuição de energia elétrica. Os componentes destes sistemas são utilizados no cálculo do fluxo de carga na seguinte proporção:

- Sistemas de Transmissão: Geradores, cargas, compensadores síncronos, compensadores shunt, linhas de transmissão, transformadores em fase e defasadores;
- Sistemas de Distribuição Primários: Subestações, cargas, bancos de capacitores, alimentadores e circuitos e reguladores de tensão.

Tanto um sistema de transmissão quanto um sistema de distribuição possuem ramos (linhas e circuitos) que são representados matematicamente por uma impedância. As barras do sistema são a interconexão de dois ou mais ramos e onde podem estar localizadas as cargas desse sistema. As equações básicas para realizar o cálculo do fluxo de carga são obtidas impondo a conservação das potências ativas e reativas em cada barra do sistema (BORGES, 2011).

Na formulação básica do problema de fluxo de carga de sistemas de energia elétrica estão associadas quatro grandezas que por sua vez estão diretamente relacionadas ao tipo da barra.

Assim as grandezas associados ao problema de fluxo de carga são:

V_k – magnitude da tensão nodal da barra k .

θ_k – ângulo da tensão nodal da barra k .

P_k – geração líquida (geração menos carga) de potência ativa da barra k .

Q_k – injeção líquida de potência reativa na barra k .

I_{km} – Fluxo de corrente que sai da barra k em direção a barra m ;

P_{km} – Fluxo de potência ativa que sai da barra k em direção a barra m ;

Q_{km} – Fluxo de potência reativa que sai da barra k em direção a barra m ;

As barras do sistema podem ser divididas em três tipos:

Tipo	Variáveis	Constantes
PQ	V_k e θ_k	P_k e Q_k
PV	Q_k e θ_k	P_k e V_k
Vθ	P_k e Q_k	V_k e θ_k

As barras do tipo **PQ** são majoritárias no sistema elétrico. Elas representam as barras nas quais estão conectadas as cargas. Em segundo lugar encontram-se as barras **PV**, que possuem uma tensão controlada ou que realizam um controle da tensão terminal. Essas barras, normalmente, não estão presentes nos sistemas de distribuição. Neste trabalho a barra de referência é única e necessária para a formulação do problema, pois permite fixar um valor para o ângulo de referência, e também deve permitir fechar o balanço de potência da rede, pois a priori, as perdas ativas não são conhecidas. O conjunto de equações do cálculo do fluxo de carga é formulado a partir de duas equações para cada barra e cada uma dessas equações precisa satisfazer a Primeira Lei de Kirchhoff (GUIMARÃES, 2005).

$$P_k = \sum_{m \in \Omega_k} P_{km}(V_k, V_m, \theta_k, \theta_m) \quad (10)$$

$$Q_k + Q_k^{sh}(V_k) = \sum_{m \in \Omega_k} Q_{km}(V_k, V_m, \theta_k, \theta_m) \quad (11)$$

Em que:

$k = 1, \dots, NB$, sendo NB o número de barras da rede.

Ω_k – Conjunto de barras vizinhas da barra k .

Q_k^{sh} – Componente de injeção de potência reativa devido ao elemento *shunt* da barra k .

As expressões gerais dos fluxos de potência ativa e reativa nos ramos do sistema são dadas pelas equações abaixo:

$$P_{km} = (V_k)^2 g_{km} - V_k V_m g_{km} \cos(\theta_k - \theta_m) - V_k V_m b_{km} \sin(\theta_k - \theta_m) \quad (12)$$

$$Q_{km} = -(V_k)^2 (b_{km} + b_{km}^{sh}) - V_k V_m b_{km} \cos(\theta_k - \theta_m) - V_k V_m g_{km} \sin(\theta_k - \theta_m) \quad (13)$$

onde

g_{km} - Condutância entre as barras k e m ;

b_{km} - Susceptância entre as barras k e m ;

b_{km}^{sh} - Susceptância shunt entre as barras k e m ;

3.2.1 Fluxo de Carga Especializado para Sistemas Radiais – Método Varredura

Este algoritmo é conhecido como método de varredura porque apresenta um processo iterativo das barras finais em direção à subestação e vice-versa. O processo consiste previamente em escolher um valor para os módulos de tensão nas barras, este valor é tipicamente a mesma tensão da subestação, isto é, para cada barra k , assume-se que $V_k = V_{ref} + j0$, onde V_{ref} é o módulo de tensão da subestação. Com as tensões nas barras escolhidas é possível conhecer a corrente de carga em todas as barras e as correntes em todos os ramos do sistema radial (BRANDINI, 2000).

Este processo é implementado, iniciando das barras extremas e percorrendo as barras em direção à subestação (*backward*). Com as correntes calculadas nos ramos, é possível calcular as perdas ativas e reativas do sistema. Assim, é encontrado um valor aproximado das perdas do sistema.

Com as correntes nos ramos calculadas no processo *backward* é possível conhecer a corrente que está saindo da subestação. Então, usando os valores das correntes dos ramos e iniciando o processo a partir da subestação é possível calcular os novos valores das tensões de todas as barras do sistema. Este processo é realizado a partir da subestação e termina nas barras extremas e geralmente é chamado de *forward*. Com os novos valores de tensão das barras é possível encontrar, novamente, as correntes de carga nas barras e as correntes em todos os ramos do sistema. Os novos valores de correntes dos ramos permitem encontrar novos valores de perdas ativas e reativas do sistema. Esse processo iterativo permite encontrar as perdas do sistema (BORGES, 2011).

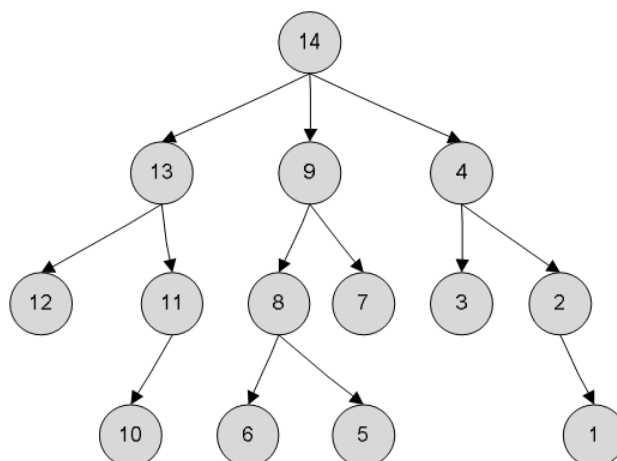
Neste algoritmo, geralmente o critério de parada é a variação das perdas ativas entre duas iterações consecutivas. Esta variação das perdas ativas em duas iterações consecutivas, que é expressa por ΔP_{ativa} , tem que ser menor ou igual a uma tolerância especificada, isto é, $\Delta P_{ativa} \leq \varepsilon$ (BRANDINI, 2000).

3.2.1.1 Ordenação dos Ramos do Sistema de Distribuição

Dado um sistema de distribuição de energia elétrica, é necessário fazer a ordenação dos mesmos para executar o algoritmo de fluxo de carga radial. A ordenação é feita,

escolhendo uma barra para ser a barra inicial, e a partir desta, é feita uma renumeração das barras por camadas, identificando os novos sentidos dos fluxos do sistema. No problema de reconfiguração obviamente a barra inicial é a subestação. Para ilustrar o processo de ordenação usamos o sistema da Figura 4.

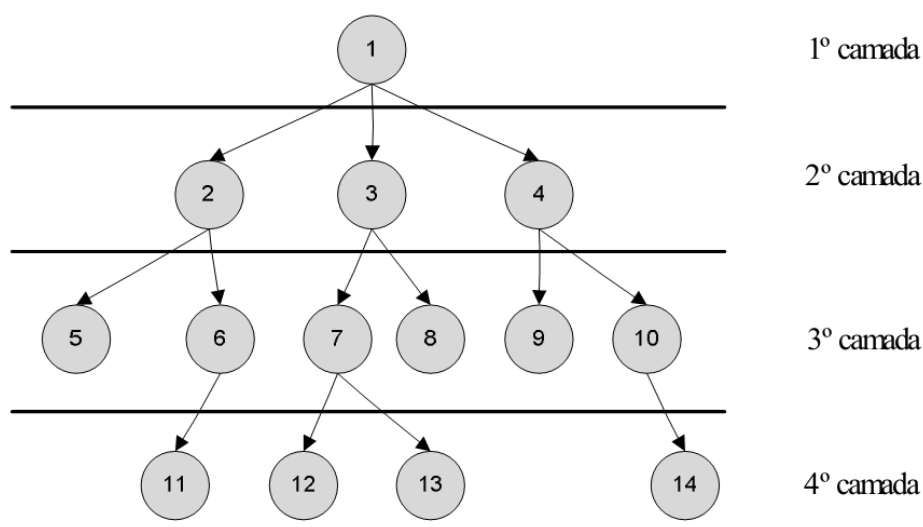
Figura 4 - Sistema de 14 barras antes da ordenação



Fonte: Borges (2011).

Inicia-se a ordenação, escolhendo, por exemplo, a barra 1 como sendo a barra inicial. Depois de feita essa escolha, vai sendo feita a renumeração das barras e identificando os sentidos dos fluxos, como mencionado anteriormente. Assim, no final da ordenação, tem-se o seguinte sistema, ilustrado na Figura 5:

Figura 5 - Sistema de 14 barras após a ordenação

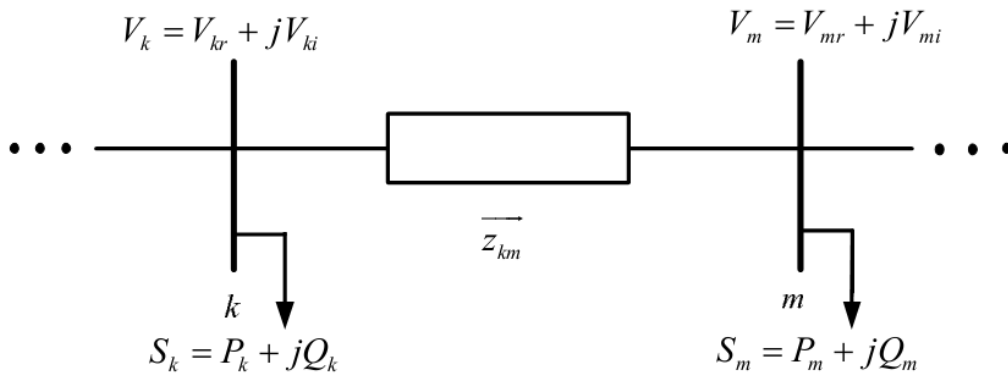


Fonte: Borges (2011).

3.2.1.2 Cálculo da Corrente de Carga na Barra

A Figura 6 apresenta duas barras de um sistema de distribuição radial. Assim, a carga da barra k é representada por S_k e a tensão na barra k por V_k .

Figura 6 - Representação de duas barras em um sistema de distribuição



Fonte: Brandini (2000).

A corrente injetada no sistema pela barra k é dada por:

$$I_k = \left(\frac{S_k}{V_k}\right)^* \rightarrow I_k^* = \frac{P_k + jQ_k}{V_{kr} + jV_{ki}} = \frac{P_k + jQ_k}{(V_{kr} + jV_{ki})} \cdot \frac{(V_{kr} - jV_{ki})}{(V_{kr} - jV_{ki})} \quad (14)$$

$$I_k = \frac{(P_k + jQ_k)(V_{kr} - jV_{ki})}{(V_{kr}^2 + V_{ki}^2)} = \frac{(P_k V_{kr} + Q_k V_{ki}) + j(P_k V_{ki} - Q_k V_{kr})}{(V_{kr}^2 + V_{ki}^2)} \quad (15)$$

Separando o resultado dessa equação em parte real e parte imaginária, tem-se, respectivamente:

$$I_k^{\text{re}} = \frac{(P_k V_{kr} + Q_k V_{ki})}{(V_{kr}^2 + V_{ki}^2)} \quad (16)$$

$$I_k^{\text{im}} = \frac{(P_k V_{ki} - Q_k V_{kr})}{(V_{kr}^2 + V_{ki}^2)} \quad (17)$$

3.2.1.3 Cálculo das Tensões de Barra

O seguinte passo para resolução do método de varredura é calcular as tensões das barras do sistema de distribuição. Para calcular as tensões nas barras é necessário que se conheça o fluxo de corrente nos ramos do sistema. A corrente complexa em um determinado ramo km pode ser escrita da seguinte forma:

$$I_{km} = I_{km}^{re} + jI_{km}^{im} \quad (18)$$

onde, I_{km}^{re} e I_{km}^{im} são, respectivamente, as componentes real e imaginária da corrente no ramo km . Esta corrente é calculada a partir das correntes injetadas nas barras do sistema. Por definição, tem-se que:

$$V_k = V_{kr} + jV_{ki} = V_m + (r_{km} + jx_{km})(I_{km}^{re} + jI_{km}^{im}) \quad (19)$$

$$V_{kr} + jV_{ki} = V_{mr} + jV_{mi} + (r_{km}I_{km}^{re} - x_{km}I_{km}^{im}) + j(x_{km}I_{km}^{re} + r_{km}I_{km}^{im}) \quad (20)$$

Assim, separando as componentes reais e imaginárias das tensões, tem-se:

$$V_{mr} = V_{kr} - r_{km}I_{km}^{re} + x_{km}I_{km}^{im} \quad (21)$$

$$V_{mi} = V_{ki} - r_{km}I_{km}^{im} - x_{km}I_{km}^{re} \quad (22)$$

3.2.1.4 Cálculo das Perdas de Potência Ativa e Reativa do Sistema

Depois de calculadas as tensões e as correntes do sistema, é possível então calcular as perdas ativas e reativas deste sistema. Assim, as perdas em cada ramo do sistema podem ser calculadas como se segue:

$$\begin{aligned} S_{km} + S_{mk} &= P_{kmp} + jQ_{kmp} = \Delta V_{km} I_{km}^* = (r_{km} + jx_{km}) I_{km} I_{km}^* \\ &= (r_{km} + jx_{km}) I_{km}^2 \end{aligned} \quad (23)$$

Feito isso, podemos encontrar as perdas de potência ativa e reativa do ramo que liga a barra k à barra m :

$$P_{kmp} = r_{km} I_{km}^2 \quad (24)$$

$$Q_{kmp} = x_{km} I_{km}^2 \quad (25)$$

Desta forma, com as expressões acima, podemos calcular as perdas de potência ativas e reativas totais do sistema elétrico conforme as seguintes equações:

$$P_{total} = \sum_{(k,m) \in \Omega} r_{km} I_{km}^2 \quad (26)$$

$$Q_{total} = \sum_{(k,m) \in \Omega} x_{km} I_{km}^2 \quad (27)$$

O algoritmo encerra quando a variação das perdas ativas entre duas iterações consecutivas for menor do que a tolerância estipulada. Se o critério de parada não for satisfeito, o algoritmo executa mais iterações até que o critério de parada seja atendido, ou que o algoritmo ultrapasse o número limite de iterações.

3.3 A Restrição de Radialidade

A restrição de radialidade é de suma importância para o problema de reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição de energia elétrica, sendo assim, deve ser adequadamente planejada para obter uma operação eficiente e confiável. Para esse tipo de problema, procura-se sempre trabalhar com topologias radiais, ou seja, propostas de soluções topologicamente factíveis.

O principal objetivo do problema de reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição de energia elétrica é encontrar uma proposta de solução radial com o número mínimo possível de perdas. Como este problema é modelado como um Problema de Programação Não Linear Inteiro Misto, trabalhar com a radialidade é considerado complicado.

Em Lavorato et al. (2012), trata-se de maneira especial e focada o problema de radialidade, vemos que a restrição necessária para uma proposta de solução do nosso problema de reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição de energia elétrica ser radial é dada por:

$$n_r = n_b - 1 \quad (28)$$

Onde, n_r é o número de ramos ativos no sistema e n_b é o número de barras do sistema.

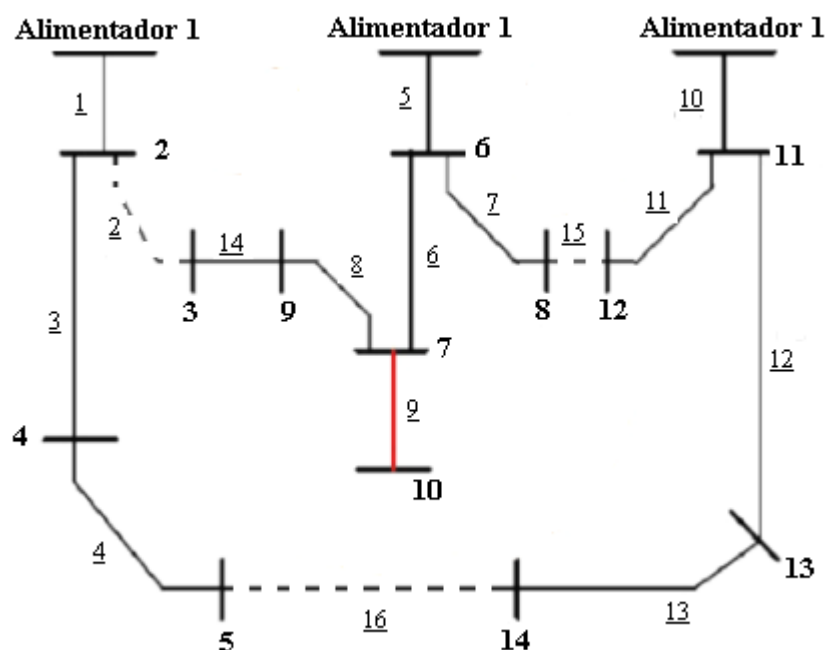
Deve-se lembrar que essa condição é necessária para a topologia ser radial, mas não é suficiente, ou seja, pode-se ter uma topologia que atenda esta condição e que não seja radial. As topologias para resolver esses problemas de sistemas de distribuição de energia elétrica, podem ser consideradas como grafos, com nós e ramos. Da teoria de grafos, sabe-se que uma topologia é uma árvore, se ela for um grafo todo ligado e sem laços. Sendo assim, pode-se comparar uma topologia radial de um sistema de distribuição de energia elétrica com uma árvore geradora de um grafo (LAVORATO et al., 2012).

Assim, afirma-se que uma topologia de um sistema de distribuição de energia com nós é radial se satisfaz as duas seguintes condições:

1. A proposta de solução (topologia) deve ter apenas $(n_b - 1)$ ramos, onde n_b é o número total de barras.
2. A proposta de solução (topologia) deve ter todas as suas barras conectadas.

Deve-se notar que a condição de radialidade tem que ser formada pelas condições 1 e 2. A condição 1 sozinha ou a condição 2 sozinha não garante a radialidade para o problema. Enfim, para ilustrar melhor uma topologia radial satisfazendo essas duas condições, é utilizado um sistema de distribuição teste de 14 barras (CIVANLAR et al., 1988), mostrado na Figura 7, que possui 14 barras e 16 ramos, onde é satisfeita a condição 1 (apenas 13 ramos ativos) e a condição 2 (todas as barras conectadas).

Figura 7 - Sistema de distribuição de 14 barras



Fonte: Próprio Autor

3.4 A Representação de uma Proposta de Solução Radial, e a Identificação de um Espaço de Busca Reduzido

A reconfiguração de uma rede de distribuição é um processo que altera a estrutura topológica do alimentador, alterando o estado de abrir/fechar das chaves do sistema. Sob condições normais de operação, os objetivos são evitar cargas excessivas do transformador, o superaquecimento do condutor e ao mesmo tempo minimizar a perdas de potência ativa do sistema.

Em geral, a estrutura da proposta do algoritmo genético de Chu-Beasley especializado, baseia-se na geração de uma população inicial usando algoritmos heurísticos eficientes, podendo assim, gerar uma população de boa qualidade e diversificada. Desta forma, um dos objetivos deste trabalho é gerar uma população inicial de boa qualidade e com topologias radiais.

Em Mendoza et al. (2006), propõe uma codificação reduzida utilizando números inteiros e apenas as posições dos ramos que são desligados da rede. Assim a geração

populacional evita indivíduos inviáveis em uma estrutura de rede, satisfazendo uma das modificações que propõe o algoritmo genético de Chu-Beasley especializado e reduzindo o espaço de busca. Segundo esta proposta, uma solução radial é representada por um vetor de números inteiros, onde cada número inteiro irá representar um ramo do sistema de distribuição de energia elétrica que estará desligado.

Para essa codificação é preciso analisar na rede malhada de um sistema de distribuição quantos laços independentes, ou seja, loops possíveis existem, e quais são. Assim a equação (29) é utilizada para calcular o número de laços fundamentais do sistema de distribuição com todas as chaves de interconexões fechadas.

$$LF = n_r - n_b + 1 \quad (29)$$

Onde:

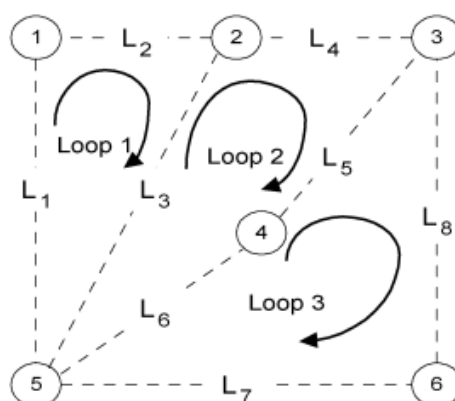
LF = Número de laços fundamentais (“Loops”)

n_r = Número de ramos

n_b = Número de Barras

Esta mesma equação serve para fornecer o tamanho do vetor de codificação da proposta de solução radial, pois para cada laço (“loop”) deve ter um ramo inativo/desligado. Sabendo então quantos laços fundamentais o sistema possui, é necessário identificá-los, como mostrado na Figura 8.

Figura 8 - Diagrama de uma rede malhada



Fonte: Mendoza et al. (2006).

Feito isso, são criados então os vetores L_i , que representam o conjunto de ramos que formam um laço independente. Nenhum conjunto possui um ramo pertencente a outro conjunto, ou seja, começando pelo primeiro laço, o conjunto formado por este terá todos os ramos que fazem parte do mesmo. Depois, para o segundo laço, no segundo conjunto, terão todos os ramos que fazem parte do segundo laço menos os que já estão no primeiro conjunto, e assim sucessivamente. Seguindo as mesmas regras do método corrente de malha aplicado na teoria de análise do circuito.

Para a Figura 8, o conjunto desses vetores L_i é dado por:

$$Laço_1 = [L_1, L_2, L_3] \quad (30)$$

$$Laço_2 = [L_4, L_5, L_6] \quad (31)$$

$$Laço_3 = [L_7, L_8] \quad (32)$$

Na codificação e população viável, neste trabalho, como proposto em (MENDOZA et al., 2006), as topologias serão representadas por vetores em uma sequência de números inteiros, cuja dimensão do vetor é o número total de ramos a serem desligados do sistema. Consequentemente, como visto anteriormente, a dimensão do vetor está de acordo com o número total de laços fundamentais ou independentes. Supondo como exemplo a Figura 8 e os seus respectivos conjuntos de laços, e como são três laços nesse sistema de distribuição de energia elétrica, então, tem-se três ramos inativos e por consequência, o vetor de codificação da proposta de solução será um vetor com três posições. Cada posição do vetor, equivale a um conjunto de laços, ou seja:

Posição 1 do vetor > Elemento do Laço 1 inativo

Posição 2 do vetor > Elemento do Laço 2 inativo

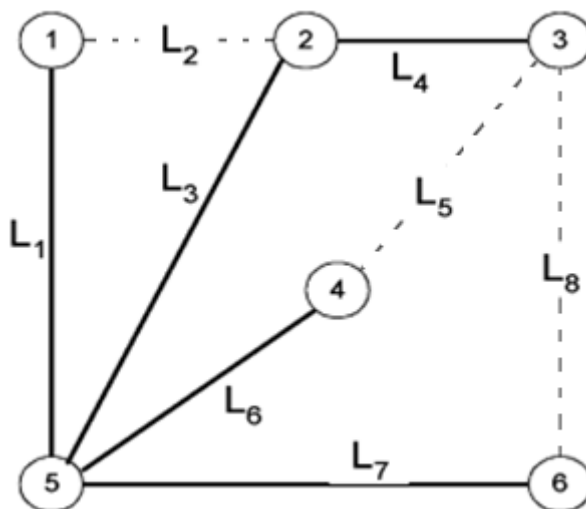
Posição 3 do vetor > Elemento do Laço 3 inativo

As codificações binárias como sempre vêm sendo usadas, provocam um aumento muito grande em proporção com o número de comutações do sistema (quando os sistemas são

maiores e mais complexos). De acordo com a codificação apresentada aqui e por Mendoza (2006), é claramente reduzido o tamanho do vetor de codificação para a proposta de solução.

A Figura 9 a seguir, representa uma proposta de solução com três ramos desligados no sistema de distribuição dado.

Figura 9 - Proposta de Solução para a rede malhada



Fonte: Mendoza et al. (2006).

Como pode ser visto na Figura 9, os ramos desligados desse sistema são os ramos L_2 , L_5 e L_8 . Atribuindo seus respectivos valores para os ramos, obtêm-se:

$$L_2 = 2 \quad (33)$$

$$L_5 = 5 \quad (34)$$

$$L_8 = 8 \quad (35)$$

E assim, o vetor de codificação dessa proposta de solução é representado da seguinte forma:

$$[2 \quad 5 \quad 8]$$

Nessa proposta utilizada, cada posição (gene) do vetor representa um ramo desligado, sendo aleatoriamente selecionado do vetor de cada laço fundamental.

A principal vantagem desta codificação baseia-se em criar indivíduos guiados através dos vetores de laços fundamentais, permitindo a produção de topologias radiais, que com as codificações binárias não guiadas são difíceis de alcançar.

Resumindo, essa técnica proposta por (MENDOZA et al., 2006) é baseada na construção de uma população inicial de indivíduos radiais usando o sistema de laços fundamentais. Isso reduz o espaço de busca, analisando apenas as topologias radiais. Esse método proposto muda drasticamente a maneira de usar os Algoritmos genéticos tradicionais no processo de reconfiguração de alimentadores de sistemas de distribuição, permitindo a reconfiguração ótima de sistemas de distribuição de grande porte, com menos esforço computacional (minimizando a memória necessária e tempo de CPU), através de uma codificação simples, reduzida e acima de tudo, uma melhoria no processo de busca.

4 O Algoritmo de Chu-Beasley

4.1 O Algoritmo Genético Tradicional

Toda tarefa de busca e otimização possui vários componentes, entre eles: o espaço de busca, onde são consideradas todas as possibilidades de solução de um determinado problema e a função de avaliação (ou função de custo), uma maneira de avaliar os membros do espaço de busca. Existem muitos métodos de busca e funções de avaliação.

As técnicas de busca e otimização tradicionais iniciam-se com um único candidato que, iterativamente, é manipulado utilizando algumas heurísticas (estáticas) diretamente associadas ao problema a ser solucionado. Na prática, essas técnicas são amplamente utilizadas, com sucesso, em inúmeras aplicações. Por outro lado, as técnicas de computação evolucionária operam sobre uma população de candidatos em paralelo. Assim, elas podem fazer a busca em diferentes áreas do espaço de solução, alocando um número de membros apropriado para a busca em várias regiões.

Um algoritmo genético (AG) é uma técnica de busca utilizada na ciência da computação para achar soluções aproximadas em problemas de otimização e busca, fundamentado principalmente pelo americano John Henry Holland. Algoritmos genéticos são uma classe particular de algoritmos evolutivos que usam técnicas inspiradas pela biologia evolutiva como hereditariedade, mutação, seleção natural e recombinação ou “*crossing over*” (GOLDBERG, 1989).

Algoritmos Genéticos são muito eficientes para busca de soluções ótimas, ou aproximadamente ótimas em uma grande variedade de problemas, pois não impõem muitas das limitações encontradas nos métodos de busca tradicionais.

Resumidamente, o algoritmo genético tem o conceito da evolução da espécie, onde sobrevive o indivíduo geneticamente melhor adaptado para superar os problemas do meio ambiente. Dentro do algoritmo genético existe um número de indivíduos (população), cada um desses é uma solução, que competem entre eles para sobreviver. A solução melhor adequada geneticamente tem uma maior probabilidade de gerar novos indivíduos, contribuindo com o aprimoramento da população. O operador de recombinação é responsável pela geração de novos indivíduos. Basicamente realiza-se a troca de fragmentos entre dois indivíduos

previamente selecionados, combinando características dos mesmos. E através do operador de mutação são realizadas pequenas alterações em um indivíduo da população, utilizando uma probabilidade.

É associado a cada indivíduo da população um determinado valor numérico para identificar a qualidade deste indivíduo, este valor numérico é chamado de função objetivo. Desta forma os indivíduos com uma boa função objetivo se prevalecem dos demais, permitindo uma melhoria crescente na qualidade da população. Uma das características mais importantes dos algoritmos genéticos é a manipulação de diversas soluções ao mesmo tempo. Com esta característica a metaheurística tem a capacidade de explorar com mais eficiência o espaço de busca, tornando o método mais robusto e encontrando uma solução de boa qualidade (GUIMARÃES, 2009).

A aplicação do algoritmo genético no problema de reconfiguração pode ser visto nos trabalhos de (NARA, 1992; ZHU, 2002). Ambos os trabalhos descrevem um indivíduo do algoritmo genético como sendo uma solução para o problema de reconfiguração. A população inicial é escolhida aleatoriamente em ambos os trabalhos. (NARA, 1992) apresenta a recombinação em duas etapas, enquanto (ZHU, 2002), em apenas uma etapa, garantindo a agilidade do método.

Segundo Zhu (2002), a mutação é adaptativa, e isto foi implementado para evitar a convergência prematura, obrigando o método a convergir de maneira suave. No trabalho de Nara o algoritmo foi testado com um sistema de escala média de 106 chaves e um sistema real de 1.692 chaves. No trabalho de (ZHU, 2002), o algoritmo foi testado no sistema de 14 e 33 barras bastante conhecido na literatura (BORGES, 2011).

Em Silva et al. (2005), o algoritmo genético pode ser resumido nos seguintes passos:

1. Especificar os parâmetros de controle (tamanho da população, taxa de recombinação, taxa de mutação, etc.).
2. Especificar características genéricas do algoritmo tais como tipo de codificação, forma de montar a população inicial, manipulação de infactibilidades, tipo de seleção, necessidade e forma de padronização, etc.
3. Encontrar a população inicial que se transforma na população corrente.

4. Encontrar o fitness da população corrente e atualizar a incumbente (melhor solução encontrada no processo) se for possível.
5. Se o critério de parada for satisfeito, pare. Caso contrário, continuar o processo.
6. Implementar a seleção.
7. Implementar a recombinação.
8. Implementar a mutação, recompor a população corrente e voltar ao passo 4.

4.2 O Algoritmo Genético de Chu-Beasley

Em Chu e Beasley (1997), apresentou-se um algoritmo genético modificado para o Problema Generalizado de Atribuição. Nesse problema busca-se otimizar a alocação de n tarefas para m agentes onde geralmente $n \gg m$. Nesse tipo de problema, para o tipo de codificação mais usado, aparecem muitas propostas de solução infactíveis como consequência da implementação dos operadores genéticos e na geração da população inicial. O algoritmo genético de Chu-Beasley, comparado com o tradicional, diferencia-se após a geração da população inicial pelos seguintes passos:

- Implementar a seleção para escolher apenas duas soluções geradoras.
- Implementar a recombinação e preservar apenas um descendente.
- Implementar a mutação do descendente preservado.
- Implementar uma fase de melhoria local.
- Decidir se o descendente melhorado pode entrar na população substituindo um elemento da população.
- Se o critério de parada não for satisfeito, voltar ao passo da seleção. Caso contrário, terminar o processo.

Segundo Silva et al. (2005), Chu-Beasley apresentaram um algoritmo genético modificado que apresenta particularidades muito especiais, o algoritmo genético de Chu-Beasley sugere gerar uma população de forma aleatória, como nos algoritmos genéticos básicos. Entretanto, o mesmo, apresenta uma proposta inovadora na manipulação de infactibilidades. Assim, apresenta-se a proposta de armazenar a função objetivo e as infactibilidades de forma separada e usada com propósitos diferentes. A proposta elimina a

necessidade de escolher o parâmetro de penalização quando as duas informações são juntadas em um único vetor fitness. Portanto, Chu-Beasley sugere armazenar a função objetivo de cada proposta de solução em um vetor fitness e as infactibilidades em um vetor unfitness.

A proposta de Chu-Beasley é significativamente diferente dos algoritmos genéticos tradicionais no processo de substituição dos elementos da população. O algoritmo genético tradicional faz uma substituição geracional, substituindo todos (ou quase todos) os elementos da população e geralmente não faz uma verificação da diversidade. Já o algoritmo genético de Chu-Beasley sugere substituir, em cada passo, apenas um elemento da população corrente.

Outra proposta diferente apresentada em (SILVA et al., 2005) sobre o algoritmo genético de Chu-Beasley, é que ele propõe uma fase de melhoria local do descendente gerado. Essa fase de melhoria local pode ser uma busca muito simples ou pode ser uma estratégia sofisticada que leva em conta as características específicas do problema.

Resumidamente, com tais observações, esta nova estratégia, funciona melhor que os algoritmos genéticos tradicionais. Entretanto, a grande vantagem do algoritmo genético de Chu-Beasley é o controle absoluto da diversidade. Assim, em problemas altamente complexos e com grande dificuldade de encontrar soluções factíveis pode ser interessante aumentar o tamanho da população permitindo armazenar soluções factíveis de composição genética diversificada.

4.3 O Algoritmo Genético de Chu-Beasley Especializado

É proposto por Silva et al. (2005), uma metaheurística que representa uma versão modificada da proposta de Chu-Beasley. A proposta é direcionada para aplicação na otimização de problemas complexos de sistemas de energia elétrica em que existe uma certa diversidade de propostas relacionadas com algoritmos heurísticos para resolver esses problemas complexos, especialmente os algoritmos heurísticos construtivos. A proposta sugere modificar o algoritmo de Chu-Beasley em três tópicos importantes:

- Na geração da população inicial;
- Na fase de melhoria local;
- No controle da diversidade.

Nesta proposta, a diferença em relação à geração da população inicial, consiste em gerar a população inicial usando os algoritmos heurísticos mais eficientes existentes para cada tipo de problema. Pode-se gerar uma população inicial de qualidade e diversificada usando algoritmos heurísticos e estratégias adicionais muito simples como as mencionadas na seção 3.4. Dessa forma, na maioria das aplicações, a população inicial pode estar constituída apenas de propostas de solução factíveis tornando a função do vetor unfitness na proposta de Chu-Beasley pouco ativo ou irrelevante.

Na fase de melhoria local também podemos usar algoritmos heurísticos rápidos e eficientes que, na maioria dos casos, eliminam totalmente as infactibilidades do descendente gerado, assim, como podemos melhorar a qualidade da função objetivo. A proposta de melhoria local de Chu-Beasley para o problema generalizado de atribuição na maioria dos casos não elimina as infactibilidades e a melhoria da qualidade também é rudimentar.

O controle da diversidade pode ser facilmente estendido. Na proposta de Chu-Beasley, o controle se limita a verificar que todos os elementos da população sejam diferentes. Entretanto, a experiência indica que essa proposta de diversidade não é suficiente em problemas complexos e multimodais. Frequentemente, as soluções de uma população podem ser diferentes mas a diferença pode estar restrita a pequenas diferenças e como consequência a população corrente está representando um número reduzido de regiões do espaço de busca. Uma forma simples de contornar esse problema consiste em estender a diversidade. Assim, um descendente pode entrar na população corrente se cumpre com os dois seguintes requisitos:

- Se for de melhor qualidade que a solução armazenada de pior qualidade;
- Se for diferente de cada um dos elementos da população em um número mínimo de elementos do vetor de codificação.

Resumidamente, a metaheurística proposta em Silva et al. (2005), segue os seguintes passos:

1. Especificar os parâmetros de controle (tamanho da população, taxa de recombinação, taxa de mutação, etc).
2. Especificar características genéricas do algoritmo tais como tipo de codificação, montar a população inicial, manipulação de infactibilidades, escolha da seleção por torneio, etc.

3. Encontrar uma população inicial usando algoritmos heurísticos eficientes, robustos e rápidos. A proposta é priorizar o uso de algoritmos que geram apenas soluções factíveis. Montar o fitness e unfitness da população inicial.
4. Implementar a seleção por torneio para escolher duas soluções geradoras.
5. Implementar a recombinação e preservar apenas um descendente.
6. Implementar a mutação do descendente preservado.
7. Implementar uma fase de melhoria local do descendente preservado usando algoritmos heurísticos eficientes.
8. Decidir se o descendente melhorado pode entrar na população substituindo um elemento da população após verificar o teste de substituição.
9. Se o critério de parada não for satisfeito, voltar ao passo 4. Caso contrário, terminar o processo.

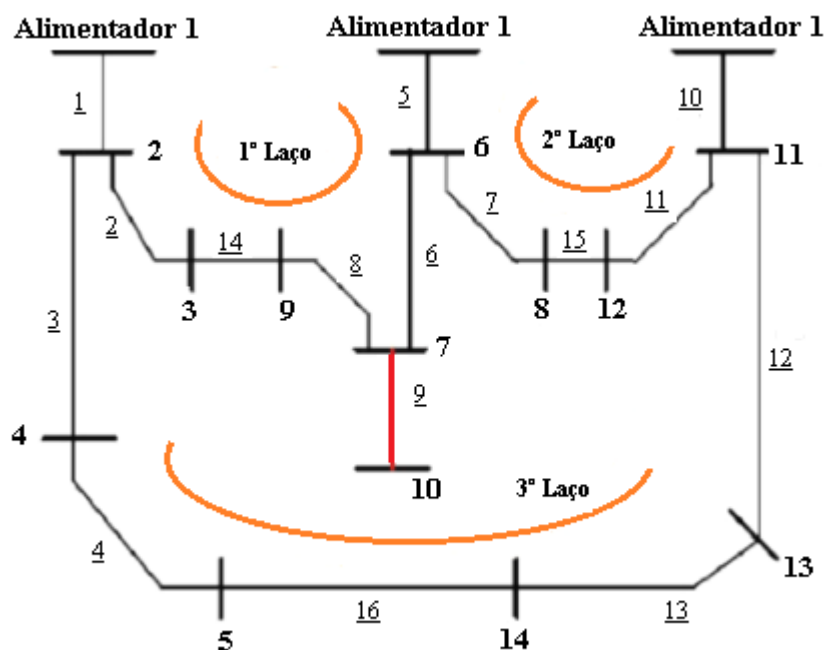
4.4 O Algoritmo Genético de Chu-Beasley Aplicado ao Problema de Reconfiguração de Sistemas de Distribuição

Nesta seção, descreve-se o passo a passo da metodologia empregada neste trabalho, desde a codificação até o critério de parada. Para isso, é utilizado o sistema de distribuição teste de 14 barras (CIVANLAR et al.,1988), que possui 13 barras de carga, 1 subestação, e 16 circuitos.

4.4.1 Análise do Sistema de Distribuição e Codificação

Dado o sistema de distribuição abaixo, ilustrado pela Figura 10, analisaremos o sistema malhado, a fim de identificar os laços fundamentais formados para esse sistema.

Figura 10 - Sistema de distribuição de 14 barras



Fonte: Próprio autor

Obtêm-se, baseado na proposta de Mendoza (2006), o seguinte conjunto de laços fundamentais (L_i) e o conjunto de ramos fixos, ou seja, ramos que não fazem parte de nenhum laço, dado por (F):

$$L_1 = (1, 2, 14, 8, 6, 5) \quad (36)$$

$$L_2 = (7, 15, 11, 10) \quad (37)$$

$$L_3 = (3, 4, 16, 13, 12) \quad (38)$$

$$F = (9) \quad (39)$$

Como o número de laços fundamentais é igual ao número de ramos que são desligados, podemos concluir que nesse sistema teste, teremos um vetor de codificação com 3 elementos, ou seja, se P_i é uma proposta de solução para esse sistema, ela assumirá a seguinte forma:

$$P_i = \begin{array}{|c|c|c|} \hline L_1 & L_2 & L_3 \\ \hline \end{array}$$

Onde, a primeira posição do vetor, deverá ser ocupada por algum ramo que será desconectado pertencente ao conjunto L_1 , a segunda posição deverá ser ocupada por algum ramo que será desconectado pertencente ao conjunto L_2 , e a terceira posição deverá ser ocupada por algum ramo que será desconectado pertencente ao conjunto L_3 .

4.4.2 População Inicial

Definidos os conjuntos dos laços fundamentais e a codificação do vetor das propostas de soluções, cria-se de maneira aleatória a população inicial, obedecendo sempre o critério que para cada posição do vetor de solução, apenas o conjunto de laços fundamentais correspondente a ele pode ser permutado.

Assim, para uma população inicial de 5 elementos, obtêm-se:

$$P_1 = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 14 & 7 & 13 \\ \hline \end{array}$$

$$P_2 = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 11 & 4 \\ \hline \end{array}$$

$$P_3 = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 2 & 11 & 16 \\ \hline \end{array}$$

$$P_4 = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 14 & 10 & 12 \\ \hline \end{array}$$

$$P_5 = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 6 & 15 & 16 \\ \hline \end{array}$$

4.4.3 Seleção

A seleção utilizada neste trabalho é a seleção por torneio. Nela, escolhe-se aleatoriamente 2 indivíduos, por exemplo, seja escolhido P_1 e P_4 :

$$P_1 = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 14 & 7 & 13 \\ \hline \end{array}$$

$$P_4 = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 14 & 10 & 12 \\ \hline \end{array}$$

Resolvendo um problema de fluxo de carga radial para cada indivíduo, encontramos a função objetivo (as perdas):

Valor da função objetivo de $P_1 = 508$ kW

Valor da função objetivo de $P_4 = 656,3$ kW.

E escolhe-se o melhor indivíduo dos dois, P_1 .

Feito isso, escolheu-se aleatoriamente mais 2 indivíduos, menos o P_1 já escolhido anteriormente, por exemplo, seja escolhido P_3 e P_5 .

$$P_3 = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 2 & 11 & 16 \\ \hline \end{array}$$

$$P_5 = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 6 & 15 & 16 \\ \hline \end{array}$$

Novamente, resolvendo dois problemas de fluxo de carga radial, encontramos os valores da função objetivo:

Valor da função objetivo de $P_3 = 704,1$ kW

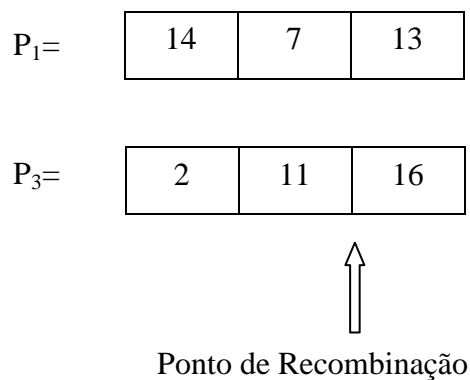
Valor da função objetivo de $P_5 = 707,8$ kW

E escolhe-se o melhor indivíduo dos dois, P_3 .

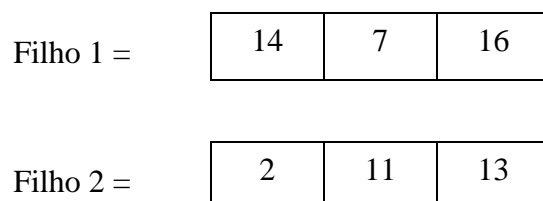
Feito isso, a seleção por torneio termina, escolhendo os indivíduos P_1 e P_3 para serem recombinados nessa iteração.

4.4.4 Recombinação

Escolhidas as duas propostas de soluções pela seleção anterior, e implementando a recombinação, escolhe-se aleatoriamente o seguinte ponto de recombinação a seguir:



Assim, a recombinação ocorrerá de forma que o Filho 1, receba os valores de P_1 até o ponto de recombinação e o restante dos valores ele herda de P_3 . E o Filho 2, receba os valores de P_3 até o ponto de recombinação e o restante dos valores de P_1 . Obtendo os seguintes filhos:

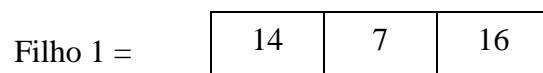


Resolvendo problemas de fluxo de carga radial encontramos valores da função objetivo dos descendentes gerados:

Valor da função objetivo de Filho 1 = 483,8 kW

Valor da função objetivo de Filho 2 = 728,5 kW

E escolhe-se o melhor indivíduo dos dois, Filho 1.



4.4.5 Fase de Melhoria Local

A fase de melhoria local tem como objetivo tentar melhorar a solução encontrada pela recombinação. Assim, na fase de melhoria local, escolhemos a topologia corrente, ou seja, a topologia que a recombinação nos forneceu como sendo o melhor indivíduo e procura-se melhorá-la. Para isso, primeiramente escolhe-se a sequência em que os laços fundamentais serão analisados. Essa escolha também pode ser feita de forma aleatória.

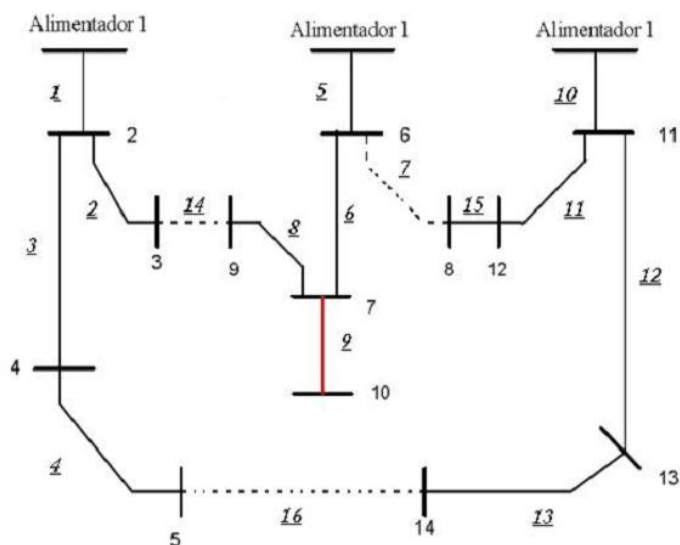
Neste caso, escolheu-se a sequência L_1 , L_2 e L_3 . Assim, realiza-se a troca de ramos primeiro em L_1 , depois em L_2 e finalmente em L_3 . A troca de ramos em um laço é feita simulando a entrada do ramo desligado na solução corrente e a saída dos elementos (ramos) que faziam parte da solução corrente e que fazem parte do laço fundamental correspondente.

Inicialmente, analisando o laço L_1 , vê-se qual ramo está desconectado e o conecta. Depois, analisaremos o próximo ramo ligado a ele pela direita (MONTANTE), calculamos a função objetivo dessa nova proposta de solução, se as perdas diminuíram, reserva-se essa topologia como sendo a melhor encontrada até o momento e repetimos esse processo até que sejam analisados todos os ramos à MONTANTE, ou se em alguma dada topologia as perdas aumentaram. Guardando sempre na memória a melhor topologia encontrada até o momento (solução incumbente).

Depois, repetimos o processo, só que pelos ramos ligados pela esquerda (JUSANTE). Depois de terminado o processo, guardamos a melhor topologia encontrada e passamos a analisar o próximo conjunto de laços fundamentais. Fazemos isso até que todos os conjuntos L_i sejam percorridos, e salvamos a topologia corrente como sendo o descendente melhorado.

Para melhor compreensão, será apresentada a fase de melhoria local para o sistema de distribuição teste de 14 barras (CIVANLAR et al., 1988). A configuração da topologia mostrada abaixo na Figura 11 é o descendente gerado no processo de recombinação proposto nesse trabalho, e possui perdas ativas de 483,86 kW.

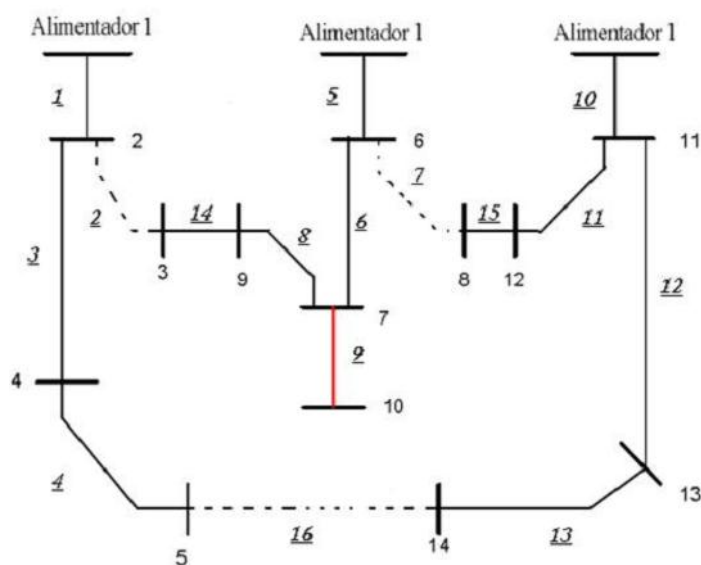
Figura 11 - Descendente gerado e escolhido pela recombinação



Fonte: Próprio autor

Seguindo a rotina da fase de melhoria local, analisaremos o laço L_1 . Para isso, conecta-se o ramo 14 e desconectamos à MONTANTE o próximo ramo conectado a ele, o ramo 2, como mostra a Figura 12.

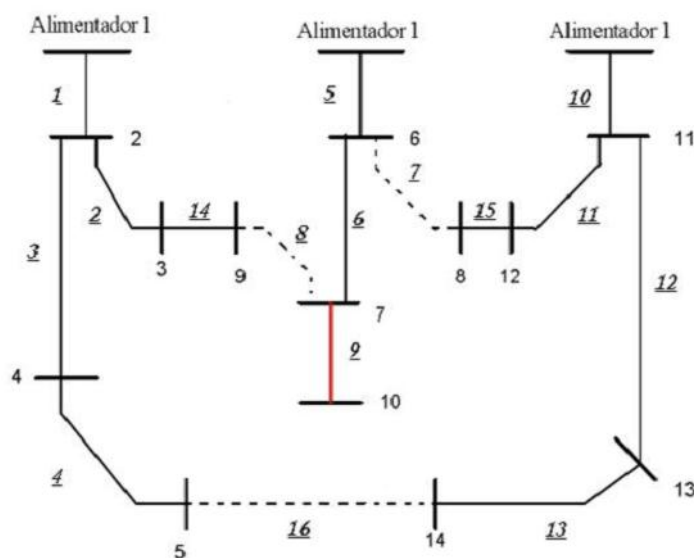
Figura 12 - Primeira iteração da fase de melhoria local para o sistema de 14 barras



Fonte: Próprio autor

Calcula-se o fluxo de carga dessa configuração, e se obtém um total de 639.54 kW de perdas ativas. Logo, como as perdas aumentaram, encerramos a busca por este lado, e passamos a analisar agora a JUSANTE. Conecta o ramo 14 novamente, e desconecta-se o próximo ramo ligado a ele, ramo 8, como mostra a Figura 13.

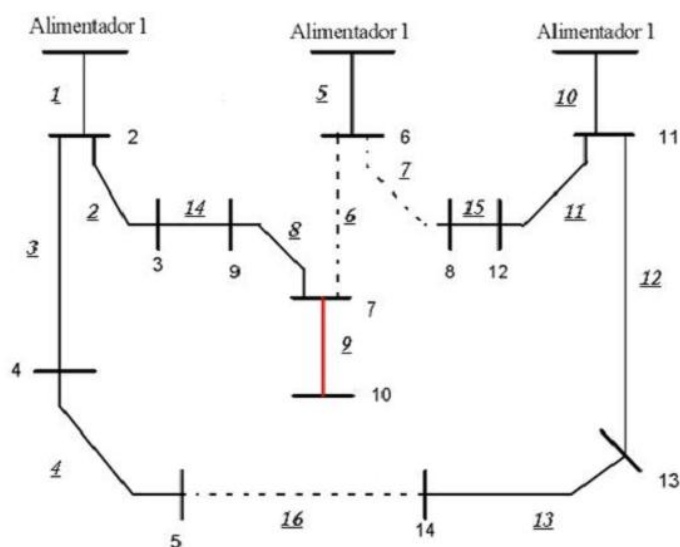
Figura 13 - Segunda iteração da fase de melhoria local para o sistema de 14 barras



Fonte: Próprio autor

Calcula-se o fluxo de carga dessa configuração, e se obtém um total de 466,10 kW de perdas ativas. Logo, como as perdas diminuíram, salvamos essa configuração como sendo a nossa incumbente, ou seja, a melhor encontrada até o momento e analisamos do mesmo modo o próximo ramo à JUSANTE. Conecta-se o ramo 8 novamente, e desconecta-se o próximo ramo ligado a ele, ramo 6, como mostra a Figura 14.

Figura 14 - Terceira iteração da fase de melhoria local para o sistema de 14 barras

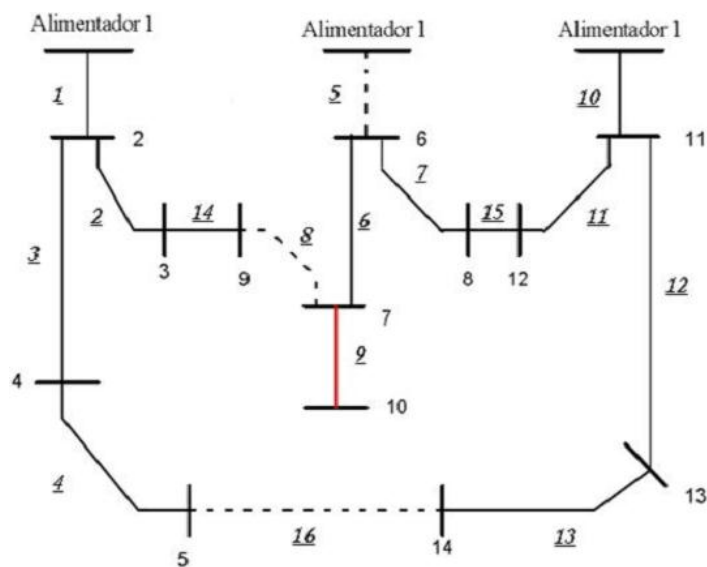


Fonte: Próprio autor

Calcula-se o fluxo de carga dessa configuração, e se obtém um total de 705,01 kW de perdas ativas. Logo, como as perdas aumentaram e é pior que a solução incumbente, encerramos a análise do laço L_1 .

Começamos agora, a análise do laço L_2 à MONTANTE. Conecta-se o ramo 7, e desconecta-se o próximo ramo ligado a ele, ramo 5, como mostra a Figura 15.

Figura 15 - Quarta iteração da fase de melhoria local para o sistema de 14 barras



Fonte: Próprio autor

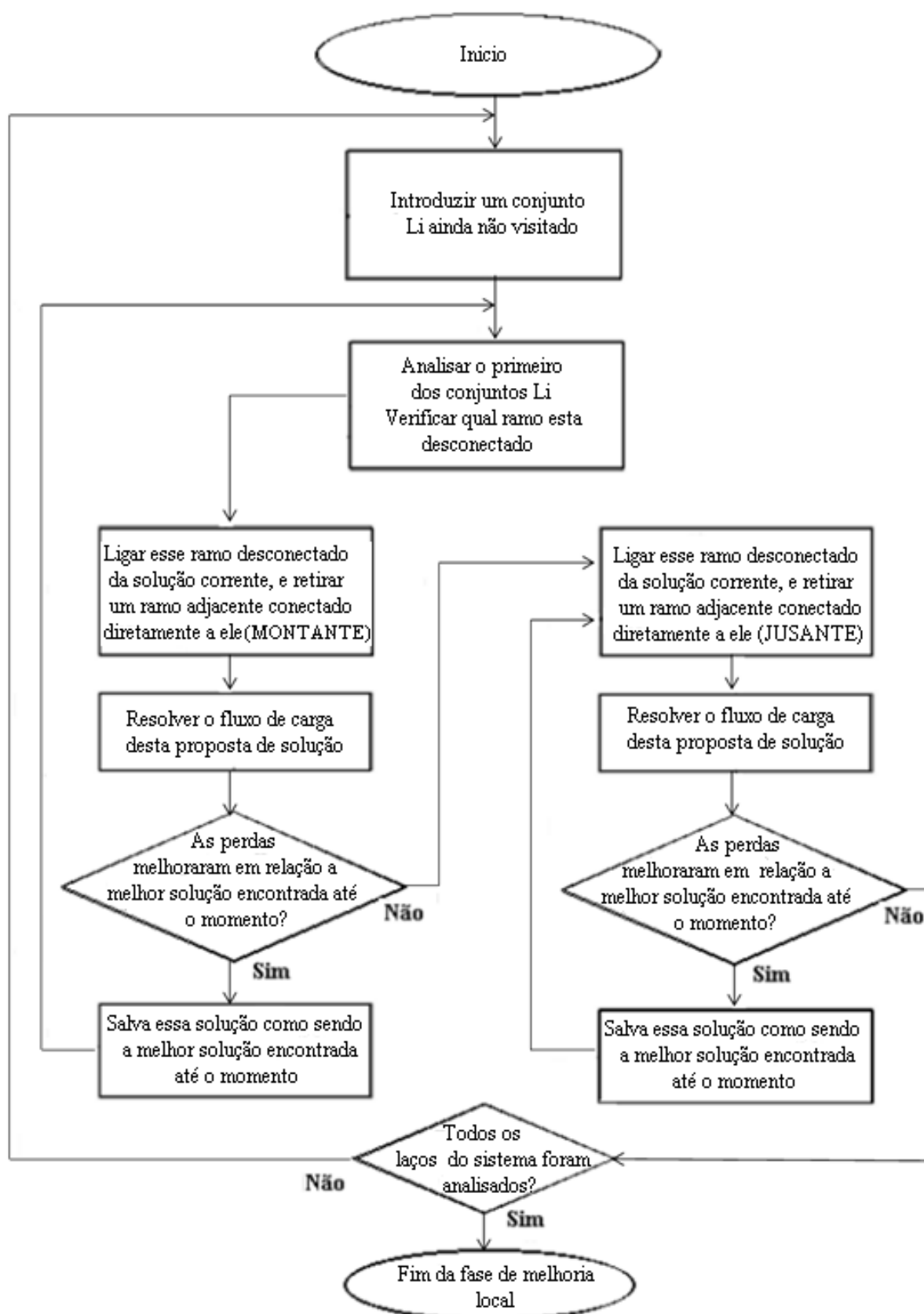
Calcula-se o fluxo de carga dessa configuração, e se obtém um total de 492,80 kW de perdas ativas. Logo, como as perdas aumentaram e é pior que a solução incumbente encontrada até o momento, encerramos a análise do laço L₃.

Assim, analisados todos os laços fundamentais do sistema, temos a solução incumbente, ou seja, o nosso descendente melhorado (D_m), dado por:

$$D_m = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 8 & 7 & 16 \\ \hline \end{array}$$

A Figura 19 a seguir, ilustra o fluxograma da fase de melhoria local.

Figura 19 - Fluxograma da fase de melhoria local



Fonte: Próprio autor

4.4.6 Verificação do Descendente Melhorado e do Critério de Parada

Feita a melhoria local do descendente gerado, verifica-se, se esse descendente melhorado pode ou não substituir um elemento da população inicial usando o controle da diversidade.

Isso é feito, analisando se a função objetivo do descendente gerado é melhor que a função objetivo do pior elemento da população e se o descendente gerado é diferente de cada um dos elementos da população inicial. Caso seja melhor e diferente, substituímos o descendente gerado pelo pior indivíduo da população, caso não seja melhor ou diferente, descartamos o descendente gerado.

Depois, é analisado se o critério de parada (números máximo de iterações) foi satisfeito. Caso seja satisfeito, o algoritmo encerra e fornece a melhor solução encontrada, caso contrário, volta para o passo da seleção e repete todo o processo.

5 Testes com o Algoritmo de Chu-Beasley Especializado

Introdução

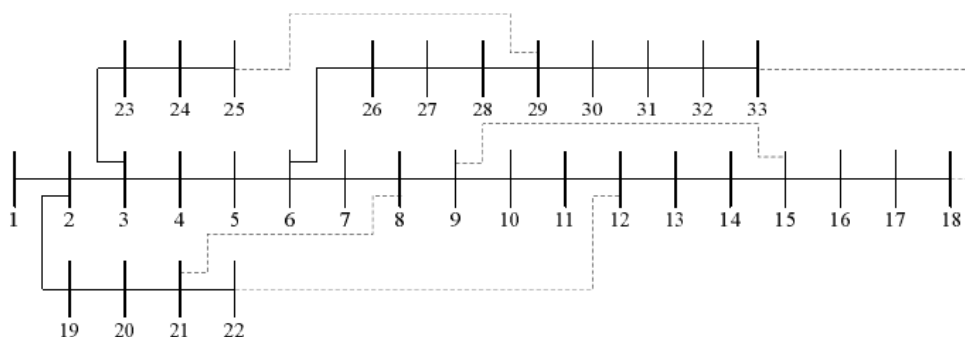
Os resultados obtidos com a aplicação da metodologia proposta neste trabalho são apresentados neste capítulo, em que o objetivo é resolver o problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica.

A metodologia foi escrita em linguagem de programação C e todas as simulações foram feitas utilizando um processador Pentium® Dual-Core de 2.30 GHz, 3GB de memória e sistema operacional de 64 Bits. Para os testes computacionais, foram utilizados os sistemas teste de 33, 84, 119 barras (BARAN; WU, 1989; CHIOU et al., 2005; CARREÑO et al., 2007) respectivamente, e o sistema real de 417 barras apresentado por (BERNAL-AGUSTIN, 1998). Os dados de linhas e cargas dos sistemas encontram-se descritos no Apêndice deste trabalho.

5.1 Sistema de distribuição de 33 Barras

O sistema teste de 33 barras possui 32 barras de carga, 1 subestação e 37 circuitos, tem como tensão base 12,66 kV, as condições de carga total são iguais a 3.715 kW e 2.315 KVAR. Este sistema possui cinco circuitos de interligações. A figura 20 abaixo representa o sistema de 33 barras.

Figura 20 - Sistema de distribuição de 33 barras



Fonte: Guimarães (2005, p. 56).

Os resultados obtidos com a metodologia proposta para o sistema de 33 barras são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 - Resultados Encontrados para o sistema de 33 barras

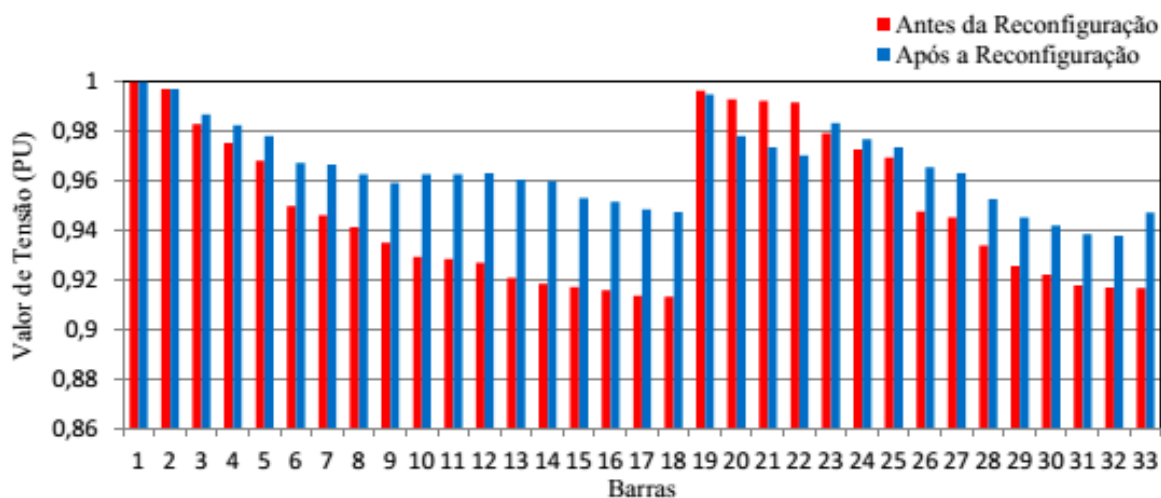
<i>Configuração</i>	<i>Chaves Abertas</i>	<i>Perdas Ativas (kW)</i>
Metodologia Proposta	7, 9, 14, 32 e 37	139,55
(CARREÑO; ROMERO; FELTRIN, 2008)	7, 9, 14, 32 e 37	139,55

Fonte: Próprio autor

As chaves de interconexões abertas e as perdas ativas da configuração da metodologia proposta são iguais às melhores encontradas na literatura para o sistema de 33 barras, (CARREÑO; ROMERO; FELTRIN, 2008). O tempo computacional gasto para encontrar a solução com o Algoritmo Genético foi de aproximadamente 25 segundos, sendo resolvidos no total 4.044 problemas de fluxo de carga utilizando uma população inicial de 40 indivíduos e um total de 100 iterações. O algoritmo encontrou a solução na iteração 16 com 695 problemas de fluxo de carga resolvidos.

Na figura 21 são apresentados os níveis das magnitudes de tensão para uma topologia radial inicial e a topologia encontrada pela metodologia proposta e uma para o sistema de 33 barras.

Figura 21 - Níveis de magnitude de tensões obtidos para o sistema de 33 barras



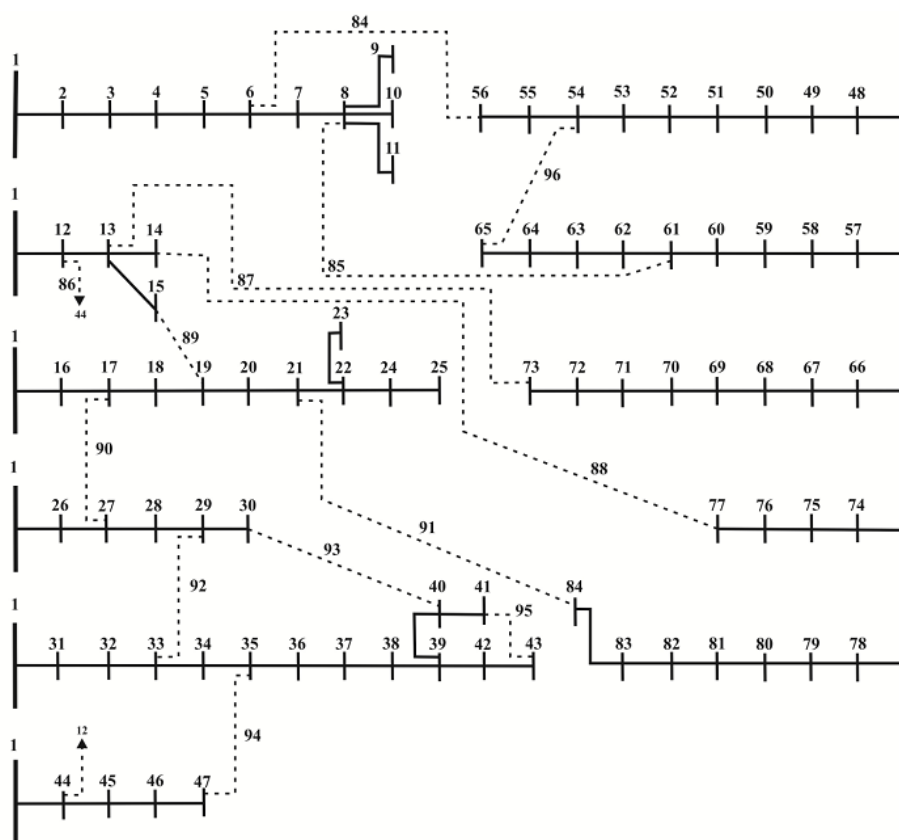
Fonte: Próprio autor

Na topologia radial inicial a menor tensão se encontra na barra 18 com o valor de 0,91309 *pu*. Após a reconfiguração a menor tensão se encontra na barra 32 com o valor de 0,93782 *pu*. As tensões nas barras da topologia encontrada pela metodologia proposta não violam o limite mínimo exigido pelas normas reguladoras da Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL (2012), que é de 7%, isto é, o valor das tensões está acima de 0,93 *pu*.

5.2 Sistema de distribuição de 84 Barras

O sistema teste de 84 barras possui 83 barras de carga, 1 subestação, e 96 circuitos, tem como tensão base 11.40 kV, e as condições de carga total ativa e reativa são de 28.350,00 kW e 20.700,00 kVAr. Este sistema possui 13 circuitos de interligações. A figura 22 abaixo representa o sistema de 84 barras.

Figura 22 - Sistema de distribuição de 84 barras



Fonte: Guimarães (2005, p. 56).

Os resultados obtidos com a metodologia proposta para o sistema de 84 barras são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 - Resultados Encontrados para o sistema de 84 barras

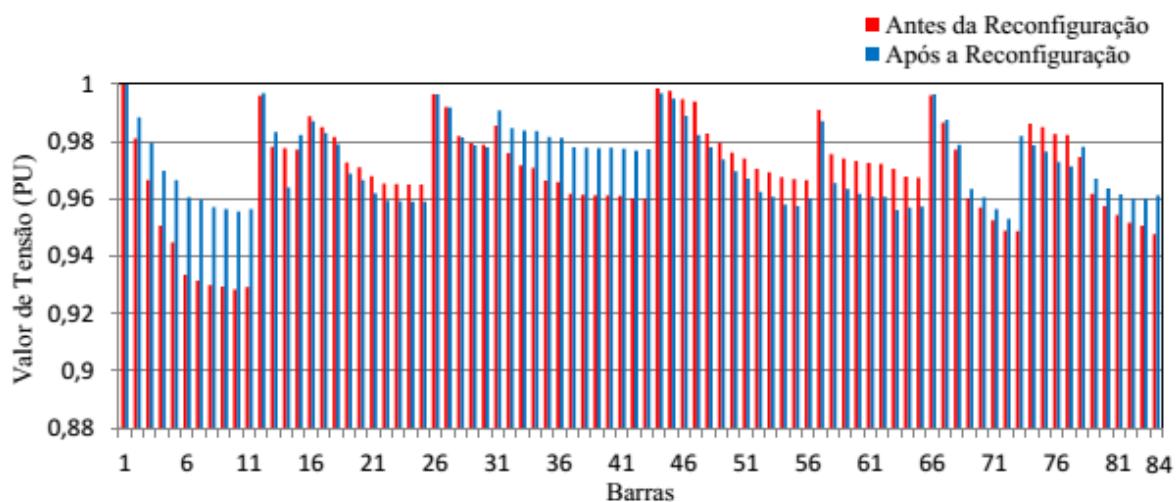
<i>Configuração</i>	<i>Chaves Abertas</i>	<i>Perdas Ativas (kW)</i>
Metodologia Proposta	7-13-34-39-42-55-62-72-83-86-89- 90-92	469,88
(WANG, 2008; OLIVEIRA, 2011)	7-13-34-39-42-55-62-72-83-86-89- 90-92	469,88

Fonte: Próprio autor

As chaves de interconexões abertas e as perdas ativas da configuração da metodologia proposta são iguais às melhores encontradas na literatura para o sistema de 84 barras, (WANG, 2008; OLIVEIRA, 2011). O tempo computacional gasto para encontrar a solução com o Algoritmo Genético foi de aproximadamente 55 segundos, sendo resolvidos no total 7.850 problemas de fluxo de carga utilizando uma população inicial de 50 indivíduos e um total de 100 iterações. O algoritmo encontrou a solução na iteração 49 com 3.835 problemas de fluxo de carga resolvidos.

Na figura 23 são apresentados os níveis das magnitudes de tensão para uma topologia radial inicial e a topologia encontrada pela metodologia proposta e uma para o sistema de 84 barras.

Figura 23 - Níveis de magnitude de tensões obtidos para o sistema de 84 barras



Fonte: Próprio autor

Na topologia radial inicial a menor tensão se encontra na barra 10 com o valor de 0,92852 *pu*. Após a reconfiguração a menor tensão se encontra na barra 72 com o valor de 0,95319 *pu*. As tensões nas barras da topologia encontrada pela metodologia proposta não violam o limite mínimo exigido pelas normas reguladoras da Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL (2012), que é de 7%, isto é, o valor das tensões está acima de 0,93 *pu*.

Para este caso, mostramos na tabela 3 abaixo, as primeiras 20 soluções armazenadas na população, a fim de mostrar a eficiência do algoritmo proposto, pois além de achar a melhor solução ele também fornece boas soluções.

Tabela 3 - Soluções Armazenadas na População no final do processo

<i>N.º</i>	<i>Chaves Abertas</i>	<i>Perdas Ativas</i>
1	7-13-34-39-42-55-62-72-83-86-89-90-92	469,88
2	7-13-34-39-42-84-63-72-83-86-89-90-92	471,1
3	7-13-34-37-42-84-63-72-83-86-89-90-92	472,2
4	7-13-34-29-42-55-62-72-91-86-89-90-92	474,5
5	7-13-34-39-42-55-62-87-83-86-89-90-92	475,7
6	7-13-34-39-42-84-63-87-83-86-89-90-92	476,7
7	7-13-34-39-42-55-62-72-83-11-89-90-92	481,6
8	7-13-34-39-42-84-63-72-83-11-89-90-92	482,6
9	7-13-34-38-42-84-63-72-83-11-89-90-92	483,2
10	7-13-34-29-42-84-63-72-83-11-89-90-92	485,5
11	7-13-34-93-42-55-62-87-83-11-89-90-92	486,2
12	7-13-34-93-42-55-62-72-91-86-14-90-92	487,5
13	7-13-34-39-42-84-63-72-91-86-14-90-92	488,3
14	7-13-34-29-42-84-63-72-91-86-14-90-92	490,3
15	7-13-34-29-42-55-62-72-91-86-14-90-32	491,9
16	7-13-34-39-95-55-62-72-91-11-14-90-92	493,8
17	7-13-34-39-42-55-62-87-91-86-14-90-92	494,5
18	7-13-34-39-42-84-63-87-91-86-14-90-92	495,6
19	7-13-34-29-42-55-62-72-91-11-14-90-92	496,2
20	7-13-34-29-42-84-63-87-91-86-14-90-92	497,7

Fonte: Próprio autor

5.3 Sistema de distribuição de 119 Barras

O sistema teste de 119 barras possui 118 barras de carga, 1 subestação, e 133 circuitos, tem como tensão base 11.00 KV, e as condições de carga total ativa e reativa são de 22.709,72 kW e 17.041,07 kVAr. Este sistema possui 15 circuitos de interligações.

Os resultados obtidos com a metodologia proposta para o sistema de 119 barras são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 - Resultados Encontrados para o sistema de 119 barras

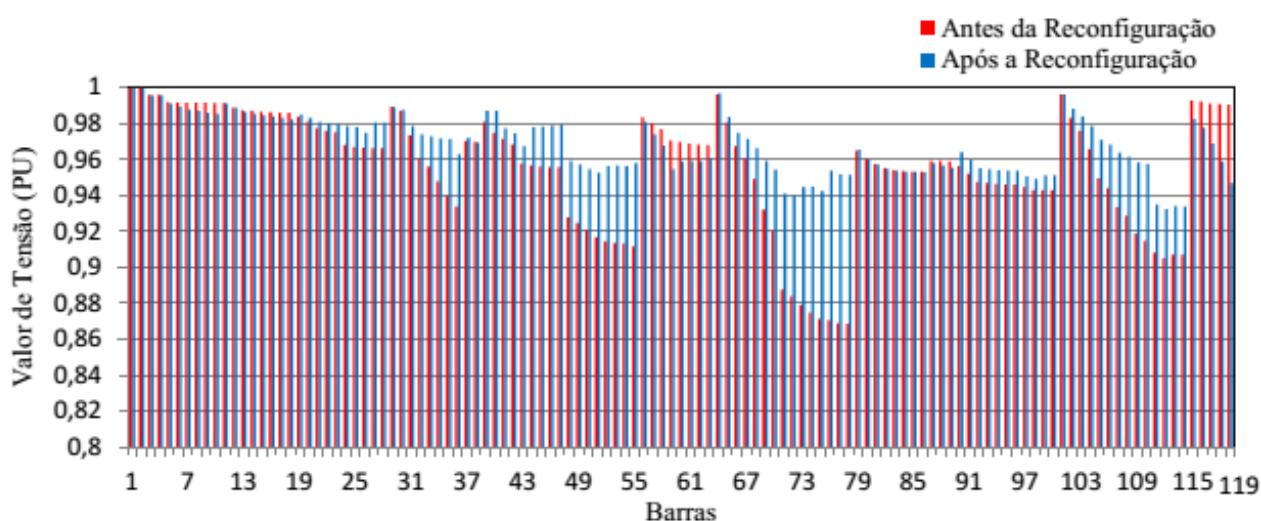
<i>Configuração</i>	<i>Chaves Abertas</i>	<i>Perdas Ativas (kW)</i>
Metodologia Proposta	24-26-35-40-43-51-59-72-75- 96-98-110-122-130-131	853,65
(OLIVEIRA, 2010; OLIVEIRA, 2011)	24-26-35-40-43-51-59-72-75- 96-98-110-122-130-131	853,65

Fonte: Próprio autor

As chaves de interconexões abertas e as perdas ativas da configuração da metodologia proposta são iguais às melhores encontradas na literatura para o sistema de 119 barras, (OLIVEIRA, 2010; OLIVEIRA, 2011). O tempo computacional gasto para encontrar a solução com o Algoritmo Genético foi de aproximadamente 70 segundos, sendo resolvidos no total 12.283 problemas de fluxo de carga utilizando uma população inicial de 60 indivíduos e um total de 100 iterações. O algoritmo encontrou a solução na iteração 33 com 3.844 problemas de fluxo de carga resolvidos.

Na figura 24 são apresentados os níveis das magnitudes de tensão para uma topologia radial inicial e a topologia encontrada pela metodologia proposta e uma para o sistema de 119 barras.

Figura 24 - Níveis de magnitude de tensões obtidos para o sistema de 119 barras



Fonte: Próprio autor

Na topologia radial inicial a menor tensão se encontra na barra 78 com o valor de 0,86878 *pu*. Após a reconfiguração a menor tensão se encontra na barra 112 com o valor de 0,93227 *pu*. As tensões nas barras da topologia encontrada pela metodologia proposta não violam o limite mínimo exigido pelas normas reguladoras da Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL (2012), que é de 7%, isto é, o valor das tensões está acima de 0,93 *pu*.

5.4 Sistema de distribuição de 417 Barras

O sistema real de 417 barras possui 416 barras de carga, 1 subestação, e 473 circuitos, tem como tensão base 11.00 kV, e as condições de carga total ativa e reativa são de 21.836,55 kW e 10.763,72 kVAr. Este sistema possui 59 circuitos de interligações

Os resultados obtidos com a metodologia proposta para o sistema de 417 barras são apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 - Resultados Encontrados para o sistema de 417 barras

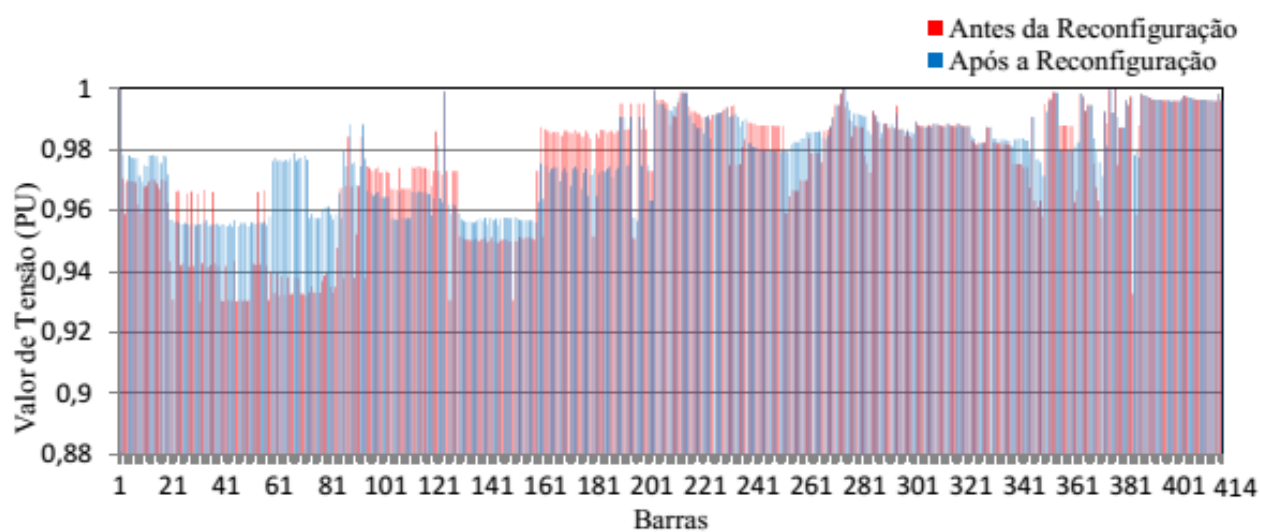
<i>Configuração</i>	<i>Chaves Abertas</i>	<i>Perdas Ativas (kW)</i>
Metodologia Proposta	5- 13- 15- 16- 21- 26- 31-54- 57- 59-60-73- 86- 87- 94- 96- 97-111-115-136-142-149- 150-155-156-158-163-168-169-178-179-191- 195-199-214-221-254- 256-266-282-317- 322-325-358- 362-369-392-395-403-404- 416-423-426- 431-436-437- 446- 449- 466	581,56
(SOUZA, S.S. F., 2013)	5- 13- 15- 16- 21- 26- 31-54- 57- 59-60-73- 86- 87- 94- 96- 97-111-115-136-142-149- 150-155-156-158-163-168-169-178-179-191- 195-199-214-221-254- 256-266-282-317- 322-325-358- 362-369-392-395-403-404- 416-423-426- 431-436-437- 446- 449- 466	581,56

Fonte: Próprio autor

As chaves de interconexões abertas e as perdas ativas da configuração da metodologia proposta são iguais às melhores encontradas na literatura para o sistema de 417 barras, (SOUZA, 2013). O tempo computacional gasto para encontrar a solução com o Algoritmo Genético foi de aproximadamente 160 segundos, sendo resolvidos no total 35.645 problemas de fluxo de carga utilizando uma população inicial de 60 indivíduos e um total de 100 iterações. O algoritmo encontrou a solução na iteração 54 com 21.772 problemas de fluxo de carga resolvidos.

Na figura 25 são apresentados os níveis das magnitudes de tensão para uma topologia radial inicial e a topologia encontrada pela metodologia proposta e uma para o sistema de 417 barras.

Figura 25 - Níveis de magnitude de tensões obtidos para o sistema de 417 barras



Fonte: Próprio autor

Na topologia radial inicial a menor tensão se encontra na barra 31 com o valor de $0,930078 pu$. Após a reconfiguração a menor tensão se encontra na barra 43 com o valor de $0,95477 pu$. As tensões nas barras da topologia encontrada pela metodologia proposta não violam o limite mínimo exigido pelas normas reguladoras da Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL (2012), que é de 7%, isto é, o valor das tensões está acima de $0,93 pu$.

6 Conclusões

Neste trabalho, foi apresentada uma metodologia para a resolução do problema de reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando o Algoritmo Genético de Chu-Beasley Especializado e um espaço de busca reduzido, tendo como objetivo principal a minimização das perdas ativas do sistema de distribuição.

Foi considerado, na metodologia proposta, que todos os ramos do sistema possuem uma chave de interconexão que pode ser aberta ou fechada a qualquer momento, ou seja, o ramo pode ser ligado ou desligado quando for conveniente. Isto, fez com que as possibilidades de melhorar a qualidade da função objetivo aumentassem. O espaço de busca reduzido proposto por este trabalho, garante a radialidade das soluções encontradas dos sistemas de distribuição, pois para cada topologia, é desligada apenas uma chave de cada laço fundamental, sendo assim, toda topologia é radial.

Os resultados obtidos através da metodologia proposta nos testes realizados, foram excelentes. As topologias encontradas pelo algoritmo proposto foram iguais aos melhores resultados encontrados na literatura.

Os níveis de magnitude de tensões depois da reconfiguração também foram satisfatórios, pois para ambos os sistemas testados, obtemos níveis adequados de tensões, e todos superiores ao limite mínimo exigido pelas normas reguladoras da Agência Nacional de Energia Elétrica - ANEEL (2012). O tempo computacional gasto no processamento destes dois sistemas testes foram muito interessantes e pequenos, comparados com outras metodologias da literatura, já que estamos resolvendo um problema de planejamento de operação de sistemas de distribuição.

Sendo assim, conclui-se que a metodologia proposta, o Algoritmo Genético de Chu-Beasley Especializado juntamente com o espaço de busca reduzido, aplicada na resolução do problema de reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição de energia elétrica obteve um desempenho satisfatório nos testes realizados com os sistemas elétricos propostos.

Referências

- ABUR, A. A modified linear programming method for distribution system reconfiguration. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Oxford, v. 18, n. 7, p. 469-474, 1996b.
- ABUR, A. Determining the optimal radial network topology within the line flow constrains. In: IEEE International Symposium on Circuits and Systems – ISCAS, 96., 1996, Atlanta. **Anais...** New York: IEEE, 1996a. p. 673-676.
- BARAN, M. E.; WU, F. F. Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 4, n. 2, p. 1401-1407, 1989.
- BERNAL-AGUSTIN, J. L. **Application of genetic algorithms to the optimal design of power distribution systems**. 1998. 346 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, University of Zaragoza, Zaragoza, 1998.
- BORGES, M. **Reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição usando a metaheurística GRASP**. 2011. 86 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual de Paulista - UNESP, Ilha Solteira, 2011.
- BRANDINI, A. C. **Análise crítica de algoritmos de fluxo de carga usados em sistemas de distribuição radial**. 2000. 71 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista – UNESP, Ilha Solteira, 2000.
- BUENO, E. A. **Redução de perdas técnicas através de reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica sob demandas variáveis**. 2005. 148 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2005.
- CARREÑO, E. M.; ROMERO, R.; FELTRIN, A. P. An efficient codification to solve distribution network reconfiguration for loss reduction problem. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 23, n. 4, p. 1542–1551, 2008.
- CHANG, H. C.; KUO, C. C. Network reconfiguration in distribution systems using simulated Annealing. **Electric Power Systems Research**, Lausanne, v. 29, n. 3, p. 227-238, 1994.
- CHIOU, J. P.; CHANG, C. F.; SU, C. T. Variable scaling hybrid differential evolution for solving network reconfiguration of distribution systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 20, n. 2, p. 668-674, 2005.

CHU, P.; BEASLEY, J.E. A genetic algorithm for the generalized assignment problem. **Computers and Operations Research**, London, v. 24, n. 1, p. 17-23, 1997.

CIVANLAR, S.; GRAINGER, J.J.; YIN, H. LEE, S.S.H.: Distribution feeder reconfiguration for loss reduction. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 3, n. 2, p. 1217-1223, 1988.

FEO, T. A; RESENDE, M.G.C. A Probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem. **Operations Research Letters**, Amsterdam, v. 8, n. 2, p. 67-71, 1989.

GLAMOCANIN, V. Optimal loss reduction of distribution networks. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 72, n. 3, p. 774-782, 1990.

GLOVER, F. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. **Computers and Operations Research**, New York, v. 13, n. 5, p. 533-349, 1986.

GOLDBERG, D.E. **Genetic algorithms in search, optimization and machine learning**. Reading: Addison-Wesley, 1989. 41-2 p.

GOMES, F. V.; CARNEIRO, S.; PEREIRA, J. L. R.; VINAGRE, M. P.; GARCIA, P. A. N. ; ARAUJO, L. R. A new heuristic reconfiguration algorithm for large distribution system. **IEEE Transactions on Power System**, New York, v. 20, n. 3, p. 1373-1378, 2005.

GOSWAMI, S. K.; BASU, S. K. A new algorithm for the reconfiguration of distribution feeders for loss minimization. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 7, n. 3, p.1484-1490, 1992.

GUIMARÃES, M. A. N. **Plataforma integrada para o planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando Metaheurísticas**. 2009. 166 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2009.

GUIMARÃES, M. A. N. **Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmos de busca tabu**. 2005. 108 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2005.

HAYASHI, Y.; IWAMOTO, S.; FURUYA, S.; LIU, C.C. Efficient determination of optimal radial power system structure using Hopfield neural network with constrained noise. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 11, n. 3, p. 1529-1535, 1996.

KIM, H.; KO, Y.; JUNG, K. H. Artificial neural-network based feeder reconfiguration for loss reduction in distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 8, n. 3, p. 1356-1366, 1993.

LAVORATO, M.; FRANCO, J.F.; RIDER, M.J.; ROMERO, R. Imposing radiality constraints in distribution system optimization problems. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 26, n. 4, p. 172-180, 2012, Available in TPS digital papers.

LUCERO, F. A. B. **Planejamento de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando algoritmo Busca Tabu**. 2003. 131 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual de São Paulo – UNESP, Ilha Solteira, 2003.

MENDOZA, J.; LOPEZ, R.; MORALES, D.; LOPEZ, E.; DESSANTE, P.; MORAGA, R. Minimal loss reconfiguration using genetic algorithms with restricted population and addressed operators: Real applications. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 21, n. 2, p. 948-954, 2006.

MERLIN, A.; BACK, H. Search for a minimal-loss operating spanning tree configuration in an urban power distribution system. In: POWER SYSTEM COMPUTATION CONFERENCE, 5., 1975, Cambridge. **Proceedings...** Zurich: PSCC, 1975. p. 1-18.

NARA, K. Implementation of genetic algorithm for distribution systems loss Minimum reconfiguration. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 7, n. 3, p. 1044 - 1051, 1992.

OLIVEIRA, M.B.C. **Reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição usando a metaheurística GRASP**. 2011. 89 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” - UNESP, Ilha Solteira, 2011.

PEREIRA, F. S. **Reconfiguração ótima de sistemas de distribuição de energia elétrica baseado no comportamento de colônias de formigas**. 2010. 104 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Escola de Engenharia de São Paulo, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2010.

RADHA, B.; KING, R. T. F.; RUGHOOPUTH, C. S. A modified genetic algorithm for optimal electrical distribution network reconfiguration. In: CONGRESS EVOLUTIONARY COMPUTATION – CEC, 3., 2003, Canberra. **Proceedings...** Canberra: CEC, 2003. p. 1472-1479.

ROBBINS, H.; MONRO, S. A stochastic approximation method. **Annals of Mathematical Statistics**, Ann Arbor, v. 22, n. 3, p. 400-407, 1951.

ROMERO R. Reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição de energia elétrica usando um algoritmo genético modificado. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL - SBPO, 33., 2001, Campos do Jordão. **Anais...** Campos do Jordão: SBPO, 2001. v. 1, p. 551-560.

ROMERO, R.; LAVORATO, M. Metaheurísticas em sistemas elétricos de potência: introdução ao estudo e aplicações. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS – SBSE, 4., 2012, Goiânia. **Anais...** Goiânia: SBSE, 2012. p. 1-52. Minicurso.

RUGTAICHAROENCHEEP, N.; SIRISUMRANNUKUL, S. Feeder reconfiguration for loss reduction in three phase distribution system under unbalanced loading conditions. In: UNIVERSITIES POWER ENGINEERING CONFERENCE - UPEC, 45., 2010, Cardiff. **Proceedings...** Cardiff: UPEC, 2010. p.1-6.

SALAZAR, H.; GALLEGO, R.; ROMERO, R. Artificial neural networks and clustering techniques applied in the reconfiguration of distribution systems. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 21, n. 3, p. 1735-1742, 2006.

SARFI, R. J.; SALAMA, M. M. A.; CHIKHANII, A. Y. A survey of the state of the art in distribution system reconfiguration for system loss reduction. **Electric Power Systems Research**, Lausanne, v. 31, n. 1, p. 61-70, 1994.

SCHMDT, H. P.; IDA, N.; KAGAN, N.; GUARALDO, J. C. Fast reconfiguration of distribution systems considering loss minimization. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 20, n. 3, p. 1311-1319, 2005.

SHIRMOHAMMADI, D.; HONG, H. W. Reconfiguration of electric distribution for resistive line loss reduction. **IEEE Transactions on Power Delivery**, New York, v. 4, n. 2, p. 1492-1498, 1989.

SILVA I. J.; RIDER, M.J.; ROMERO R.; GARCIA A.V.; MURARI C.A. Transmission network expansion planning with security constraints. **IEE Proceedings in Generation, Transmission and Distribution**, Stevenage, v. 152, n. 6, p. 828-836, 2005.

SOUZA, S. S. F. **Algoritmo GRASP Especializado Aplicado ao Problema de Reconfiguração de Alimentadores em Sistemas de Distribuição Radial**. 2013. 118 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” - UNESP, Ilha Solteira, 2013.

TAYLOR, J. A.; HOVER, F. S. Convex models of distribution system reconfiguration. **IEEE Transactions on Power Systems**, New York, v. 27, n. 3, p. 1407-1413, 2012

UTIDA, M.A.: **Heurísticas especializadas aplicadas ao problema de carregamento de contêiner**. 2012. 180 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual de Paulista – UNESP, Ilha Solteira, 2012.

ZHU, J. Z. Optimal reconfiguration of electrical distribution network using the refined genetic algorithm. **Electric Power Systems Research**, Lausanne, v. 62, n. 1, p. 37-42, 2002.

ZVIETCOVICH, W. G. **Reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando a metaheurística busca em vizinhança variável**. 2006. 94 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual de Paulista – UNESP, Ilha Solteira, 2006.

Apêndice A

A 1 - Dados do Sistema de 14 barras

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (PU)	Reatância do Ramo (PU)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
1	14	13	0,075	0,1	0,0	0,0
2	13	12	0,08	0,11	2000,0	1600,0
3	13	11	0,09	0,18	3000,0	400,0
4	11	10	0,04	0,04	2000,0	-400,0
5	14	9	0,11	0,11	1500,0	1200,0
6	9	8	0,08	0,11	4000,0	2700,0
7	9	7	0,11	0,11	5000,0	1800,0
8	8	6	0,11	0,11	1000,0	900,0
9	8	5	0,08	0,11	600,0	-500,0
10	14	4	0,11	0,11	4500,0	-1700,0
11	4	3	0,09	0,12	1000,0	900,0
12	4	2	0,08	0,11	1000,2	-1100,0
13	2	1	0,04	0,04	1000,0	900,0
14	12	6	0,04	0,04	2100,0	-800,0
15	7	3	0,04	0,04		
16	10	1	0,09	0,12		

A 2 - Dados do Sistema de 33 barras

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
1	1	2	0,0922	0,047	0	0
2	2	3	0,493	0,2511	100	60
3	3	4	0,366	0,1864	90	40
4	4	5	0,3811	0,1941	120	80
5	5	6	0,819	0,707	60	30
6	6	7	0,1872	0,6188	60	20
7	7	8	0,7114	0,2351	200	100
8	8	9	1,03	0,74	200	100
9	9	10	1,044	0,74	60	20
10	10	11	0,1966	0,065	60	20
11	11	12	0,3744	0,1238	45	30
12	12	13	1,468	1,155	60	35
13	13	14	0,5416	0,7129	60	35
14	14	15	0,591	0,526	120	80
15	15	16	0,7463	0,545	60	10
16	16	17	1,289	1,721	60	20
17	17	18	0,732	0,574	60	20
18	2	19	0,164	0,1565	90	40
19	19	20	1,5042	1,3554	90	40
20	20	21	0,4095	0,4784	90	40
21	21	22	0,7089	0,9373	90	40
22	3	23	0,4512	0,3083	90	40
23	23	24	0,898	0,7091	90	50
24	24	25	0,896	0,7011	420	200
25	6	26	0,203	0,1034	420	200
26	26	27	0,2842	0,1447	60	25
27	27	28	1,059	0,9337	60	25
28	28	29	0,8042	0,7006	60	20
29	29	30	0,5075	0,2585	120	70
30	30	31	0,9744	0,963	200	600
31	31	32	0,3105	0,3619	150	70
32	32	33	0,341	0,5302	210	100
33	8	21	2	2	60	40
34	9	15	2	2		
35	12	22	2	2		
36	18	33	0,5	0,5		
37	25	29	0,5	0,5		

A 3 - Dados do Sistema de 84 barras

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
1	0	1	0,1944	0,6624	0	0
2	1	2	0,2096	0,4304	0	0
3	2	3	0,2358	0,4842	100	50
4	3	4	0,0917	0,1883	300	200
5	4	5	0,2096	0,4304	350	250
6	5	6	0,0393	0,0807	220	100
7	6	7	0,0405	0,138	1100	800
8	7	8	0,1048	0,2152	400	320
9	7	9	0,2358	0,4842	300	200
10	7	10	0,1048	0,2152	300	230
11	0	11	0,0786	0,1614	300	260
12	11	12	0,3406	0,6944	0	0
13	12	13	0,0262	0,0538	1200	800
14	12	14	0,0786	0,1614	800	600
15	0	15	0,1134	0,3864	700	500
16	15	16	0,0524	0,1076	0	0
17	16	17	0,0524	0,1076	300	150
18	17	18	0,1572	0,3228	500	350
19	18	19	0,0393	0,0807	700	400
20	19	20	0,1703	0,3497	1200	1,000
21	20	21	0,2358	0,4842	300	300
22	21	22	0,1572	0,3228	400	350
23	21	23	0,1965	0,4035	50	20
24	23	24	0,131	0,269	50	20
25	0	25	0,0567	0,1932	50	10
26	25	26	0,1048	0,2152	50	30
27	26	27	0,2489	0,5111	100	60
28	27	28	0,0486	0,1656	100	70
29	28	29	0,131	0,269	1,800	1,300
30	0	30	0,1965	0,396	200	120
31	30	31	0,131	0,269	0	0
32	31	32	0,131	0,269	1800	1600
33	32	33	0,0262	0,0538	200	150
34	33	34	0,1703	0,3497	200	100
35	34	35	0,0524	0,1076	800	600
36	35	36	0,4978	10,222	100	60
37	36	37	0,0393	0,0807	100	60
38	37	38	0,0393	0,0807	20	10
39	38	39	0,0786	0,1614	20	10

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
40	39	40	0,2096	0,4304	20	10
41	38	41	0,1965	0,4035	20	10
42	41	42	0,2096	0,4304	200	160
43	0	43	0,0486	0,1656	50	30
44	43	44	0,0393	0,0807	0	0
45	44	45	0,131	0,269	30	20
46	45	46	0,2358	0,4842	800	700
47	0	47	0,243	0,828	200	150
48	47	48	0,0655	0,1345	0	0
49	48	49	0,0655	0,1345	0	0
50	49	50	0,0393	0,0807	0	0
51	50	51	0,0786	0,1614	200	160
52	51	52	0,0393	0,0807	800	600
53	52	53	0,0786	0,1614	500	300
54	53	54	0,0524	0,1076	500	350
55	54	55	0,131	0,269	500	300
56	0	56	0,2268	0,7728	200	80
57	56	57	0,5371	11,029	0	0
58	57	58	0,0524	0,1076	30	20
59	58	59	0,0405	0,138	600	420
60	59	60	0,0393	0,0807	0	0
61	60	61	0,0262	0,0538	20	10
62	61	62	0,1048	0,2152	20	10
63	62	63	0,2358	0,4842	200	130
64	63	64	0,0243	0,0828	300	240
65	0	65	0,0486	0,1656	300	200
66	65	66	0,1703	0,3497	0	0
67	66	67	0,1215	0,414	50	30
68	67	68	0,2187	0,7452	0	0
69	68	69	0,0486	0,1656	400	360
70	69	70	0,0729	0,2484	0	0
71	70	71	0,0567	0,1932	0	0
72	71	72	0,0262	0,0528	2000	1500
73	0	73	0,324	1,104	200	150
74	73	74	0,0324	0,1104	0	0
75	74	75	0,0567	0,1932	0	0
76	75	76	0,0486	0,1656	1200	950
77	0	77	0,2511	0,8556	300	180
78	77	78	0,1296	0,4416	0	0
79	78	79	0,0486	0,1656	400	360
80	79	80	0,131	0,264	2000	1300

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
81	80	81	0,131	0,264	200	140
82	81	82	0,0917	0,1883	500	360
83	82	83	0,3144	0,6456	100	30
84	5	55	0,131	0,269	400	360
85	7	60	0,131	0,269		
86	11	43	0,131	0,269		
87	12	72	0,3406	0,6994		
88	13	76	0,4585	0,9415		
89	14	18	0,5371	10,824		
90	16	26	0,0917	0,1883		
91	20	83	0,0786	0,1614		
92	28	32	0,0524	0,1076		
93	29	39	0,0786	0,1614		
94	34	46	0,0262	0,0538		
95	40	42	0,1965	0,4035		
96	53	64	0,0393	0,0807		

A 4 - Dados do Sistema de 119 barras

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
1	0	1	0	0,0001	0	0
2	1	2	0,036	0,01296	0	0
3	2	3	0,033	0,01188	133,84	101,14
4	2	4	0,045	0,0162	16,214	11,292
5	4	5	0,015	0,054	34,315	21,845
6	5	6	0,015	0,054	73,016	63,602
7	6	7	0,015	0,0125	144,2	68,604
8	7	8	0,018	0,014	104,47	61,725
9	8	9	0,021	0,063	28,547	11,503
10	2	10	0,166	0,1344	87,56	51,073
11	10	11	0,112	0,0789	198,2	106,77
12	11	12	0,187	0,313	146,8	75,995
13	12	13	0,142	0,1512	26,04	18,687
14	13	14	0,18	0,118	52,1	23,22
15	14	15	0,15	0,045	141,9	117,5
16	15	16	0,16	0,18	21,87	28,79
17	16	17	0,157	0,171	33,37	26,45
18	11	18	0,218	0,285	32,43	25,23
19	18	19	0,118	0,185	20,234	11,906
20	19	20	0,16	0,196	156,94	78,523
21	20	21	0,12	0,189	546,29	351,4
22	21	22	0,12	0,0789	180,31	164,2
23	22	23	1,41	0,723	93,167	54,594
24	23	24	0,293	0,1348	85,18	39,65
25	24	25	0,133	0,104	168,1	95,178
26	25	26	0,178	0,134	125,11	150,22
27	26	27	0,178	0,134	16,03	24,62
28	4	28	0,015	0,0296	26,03	24,62
29	28	29	0,012	0,0276	594,56	522,62
30	29	30	0,12	0,2766	120,62	59,117
31	30	31	0,21	0,243	102,38	99,554
32	31	32	0,12	0,054	513,4	318,5
33	32	33	0,178	0,234	475,25	456,14
34	33	34	0,178	0,234	151,43	136,79
35	34	35	0,154	0,162	205,38	83,302
36	30	36	0,187	0,261	131,6	93,082
37	36	37	0,133	0,099	448,4	369,79
38	29	38	0,33	0,194	440,52	321,64
39	38	39	0,31	0,194	112,54	55,134

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
40	39	40	0,13	0,194	53,963	38,998
41	40	41	0,28	0,15	393,05	342,6
42	41	42	1,18	0,85	326,74	278,56
43	42	43	0,42	0,2436	536,26	240,24
44	43	44	0,27	0,0972	76,247	66,562
45	44	45	0,339	0,1221	53,52	39,76
46	45	46	0,27	0,1779	40,328	31,964
47	35	47	0,21	0,1383	39,653	20,758
48	47	48	0,12	0,0789	66,195	42,361
49	48	49	0,15	0,0987	73,904	51,653
50	49	50	0,15	0,0987	114,77	57,965
51	50	51	0,24	0,1581	918,37	1205,1
52	51	52	0,12	0,0789	210,3	146,66
53	52	53	0,405	0,1458	66,68	56,608
54	52	54	0,405	0,1458	42,207	40,184
55	29	55	0,391	0,141	433,74	283,41
56	55	56	0,406	0,1461	62,1	26,86
57	56	57	0,406	0,1461	92,46	88,38
58	57	58	0,706	0,5461	85,188	55,436
59	58	59	0,338	0,1218	345,3	332,4
60	59	60	0,338	0,1218	22,5	16,83
61	60	61	0,207	0,0747	80,551	49,156
62	61	62	0,247	0,8922	95,86	90,758
63	1	63	0,028	0,0418	62,92	47,7
64	63	64	0,117	0,2016	478,8	463,74
65	64	65	0,255	0,0918	120,94	52,006
66	65	66	0,21	0,0759	139,11	100,34
67	66	67	0,383	0,138	391,78	193,5
68	67	68	0,504	0,3303	27,741	26,713
69	68	69	0,406	0,1461	52,814	25,257
70	69	70	0,962	0,761	66,89	38,713
71	70	71	0,165	0,06	467,5	395,14
72	71	72	0,303	0,1092	594,85	239,74
73	72	73	0,303	0,1092	132,5	84,363
74	73	74	0,206	0,144	52,699	22,482
75	74	75	0,233	0,084	869,79	614,775
76	75	76	0,591	0,1773	31,349	29,817
77	76	77	0,126	0,0453	192,39	122,43
78	64	78	0,559	0,3687	65,75	45,37
79	78	79	0,186	0,1227	238,15	223,22
80	79	80	0,186	0,1227	294,55	162,47

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
81	80	81	0,26	0,139	485,57	437,92
82	81	82	0,154	0,148	243,53	183,03
83	82	83	0,23	0,128	243,53	183,03
84	83	84	0,252	0,106	134,25	119,29
85	84	85	0,18	0,148	22,71	27,96
86	79	86	0,16	0,182	49,513	26,515
87	86	87	0,2	0,23	383,78	257,16
88	87	88	0,16	0,393	49,64	20,6
89	65	89	0,669	0,2412	22,473	11,806
90	89	90	0,266	0,1227	62,93	42,96
91	90	91	0,266	0,1227	30,67	34,93
92	91	92	0,266	0,1227	62,53	66,79
93	92	93	0,266	0,1227	114,57	81,748
94	93	94	0,233	0,115	81,292	66,526
95	94	95	0,496	0,138	31,733	15,96
96	91	96	0,196	0,18	33,32	60,48
97	96	97	0,196	0,18	531,28	224,85
98	97	98	0,1866	0,122	507,03	367,42
99	98	99	0,0746	0,318	26,39	11,7
100	1	100	0,0625	0,0265	45,99	30,392
101	100	101	0,1501	0,234	100,66	47,572
102	101	102	0,1347	0,0888	456,48	350,3
103	102	103	0,2307	0,1203	522,56	449,29
104	103	104	0,447	0,1608	408,43	168,46
105	104	105	0,1632	0,0588	141,48	134,25
106	105	106	0,33	0,099	104,43	66,024
107	106	107	0,156	0,0561	96,793	83,647
108	107	108	0,3819	0,1374	493,92	419,34
109	108	109	0,1626	0,0585	225,38	135,88
110	109	110	0,3819	0,1374	509,21	387,21
111	110	111	0,2445	0,0879	188,5	173,46
112	110	112	0,2088	0,0753	918,03	898,55
113	112	113	0,2301	0,0828	305,08	215,37
114	100	114	0,6102	0,2196	54,38	40,97
115	114	115	0,1866	0,127	211,14	192,9
116	115	116	0,3732	0,246	67,009	53,336
117	116	117	0,405	0,367	162,07	90,321
118	117	118	0,489	0,438	48,785	29,156
119	46	27	0,5258	0,2925	33,9	18,98
120	17	27	0,5258	0,2916		
121	8	24	0,4272	0,1539		

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
122	54	43	0,48	0,1728		
123	62	54	0,36	0,1296		
124	37	62	0,57	0,572		
125	9	40	0,53	0,3348		
126	58	96	0,3957	0,1425		
127	73	91	0,68	0,648		
128	88	75	0,4062	0,1464		
129	99	77	0,4626	0,1674		
130	108	83	0,651	0,234		
131	105	86	0,8125	0,2925		
132	110	118	0,7089	0,2553		
133	25	35	0,5	0,5		

A 5 - Dados do Sistema de 417 barras

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
1	383	67	0,0310675	0,02142	0,1	0
2	88	66	0,1078225	0,07434	0,1	0
3	224	223	0,069445	0,04788	122	59
4	20	71	0,193715	0,13356	0,1	0
5	65	383	0,0347225	0,02394	0,1	0
6	2	19	0,610385	0,42084	114	55
7	223	221	0,069445	0,04788	51	25
8	71	73	0,02193	0,01512	83	40
9	69	381	0,0310675	0,02142	0,1	0
10	19	50	0,08772	0,06048	122	59
11	221	220	0,08772	0,06048	122	59
12	75	71	0,054825	0,0378	77	37
13	381	65	0,032895	0,02268	0,1	0
14	50	51	0,069445	0,04788	68	33
15	220	219	0,084065	0,05796	71	34
16	74	80	0,084065	0,05796	0,1	0
17	58	69	0,0537285	0,037044	0,1	0
18	51	55	0,11696	0,08064	77	37
19	0	272	0,0142545	0,009828	30	14
20	80	75	0,0529975	0,03654	13	6
21	67	84	0,02924	0,02016	1	0
22	55	26	0,09503	0,06552	194	94
23	0	273	0,115498	0,079632	77	37
24	73	74	0,105995	0,07308	77	37
25	67	92	0,084065	0,05796	77	37
26	26	30	0,10234	0,07056	122	59
27	273	274	0,0836995	0,057708	104	51
28	71	72	0,098685	0,06804	0,1	0
29	59	57	0,010965	0,00756	77	37
30	30	39	0,105995	0,07308	243	118
31	274	208	0,139621	0,096264	77	37
32	72	79	0,0731	0,0504	77	37
33	64	70	0,0712725	0,04914	0,1	0
34	39	46	0,091375	0,063	121	58
35	274	275	0,1158635	0,079884	194	94
36	72	76	0,076755	0,05292	122	59
37	68	64	0,0310675	0,02142	77	37
38	50	53	0,054825	0,0378	0,1	0
39	275	263	0,1151325	0,07938	0,1	0

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
40	76	77	0,05117	0,03528	96	47
41	58	68	0,021199	0,014616	122	59
42	53	23	0,0731	0,0504	70	34
43	262	263	0,068714	0,047376	58	28
44	78	82	0,24123	0,16632	0,1	0
45	62	60	0,10965	0,0756	122	59
46	23	28	0,09503	0,06552	122	59
47	261	262	0,0630936	0,0532656	122	59
48	81	79	0,0731	0,0504	86	42
49	70	62	0,022661	0,015624	77	37
50	28	33	0,1151325	0,07938	0,1	0
51	260	261	0,037973	0,032058	122	59
52	77	78	0,02193	0,01512	122	59
53	60	59	0,04386	0,03024	122	59
54	33	46	0,1736125	0,1197	0,1	0
55	258	260	0,0511175	0,043155	42	20
56	82	89	0,1209805	0,083412	122	59
57	57	61	0,129387	0,089208	13	6
58	46	20	0,084065	0,05796	77	37
59	256	258	0,068714	0,047376	50	24
60	76	58	0,38743	0,26712	0,1	0
61	63	66	0,0449565	0,030996	60	29
62	19	43	0,01462	0,01008	71	34
63	371	238	0,0265811	0,0224406	122	59
64	122	0	0,013524	0,015953	77	37
65	66	67	0,086258	0,059472	95	46
66	43	24	0,127925	0,0882	121	58
67	263	264	0,072369	0,049896	77	37
68	119	93	0,2538284	0,2584552	103	50
69	61	63	0,0603075	0,04158	52	25
70	24	34	0,127925	0,0882	57	27
71	368	346	0,13158	0,09072	171	83
72	119	122	0,294875	0,30025	121	58
73	57	19	0,59211	0,40824	39	19
74	34	37	0,08041	0,05544	119	58
75	368	369	0,208335	0,14364	49	24
76	113	114	0,047515	0,03276	0,1	0
77	0	91	0,388892	0,268128	50	24
78	37	40	0,1041675	0,07182	44	21
79	369	347	0,1187875	0,0819	82	40
80	114	111	0,040205	0,02772	132	64

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
81	91	1	0,3410115	0,235116	194	94
82	40	42	0,11696	0,08064	0,1	0
83	382	250	0,010965	0,00756	122	59
84	93	112	0,032895	0,02268	3	1
85	91	86	0,0128524	0,0108504	52	25
86	42	47	0,08041	0,05544	103	50
87	382	369	0,018275	0,0126	21	10
88	112	113	0,076755	0,05292	21	10
89	1	16	0,08772	0,06048	21	10
90	47	49	0,0731	0,0504	5	3
91	207	276	0,067252	0,046368	0,1	0
92	105	94	0,084065	0,05796	0,1	0
93	5	6	0,040205	0,02772	21	10
94	19	32	0,06579	0,04536	18	9
95	276	277	0,032895	0,02268	122	59
96	94	111	0,032895	0,02268	116	56
97	6	2	0,051901	0,035784	7	3
98	83	32	0,0420325	0,02898	64	31
99	276	278	0,048246	0,033264	49	24
100	93	110	0,06579	0,04536	16	8
101	17	4	0,1224425	0,08442	77	37
102	27	35	0,091375	0,063	119	58
103	278	279	0,034357	0,023688	71	34
104	110	105	0,06579	0,04536	77	37
105	4	5	0,0493425	0,03402	194	94
106	35	44	0,13158	0,09072	122	59
107	279	280	0,062135	0,04284	55	27
108	118	120	0,0102235	0,008631	38	18
109	16	17	0,11696	0,08064	22	10
110	48	44	0,04386	0,03024	0,1	0
111	280	234	0,0493425	0,03402	77	37
112	93	118	0,056028	0,066091	122	59
113	1	13	0,0164475	0,01134	38	18
114	54	22	0,076755	0,05292	122	59
115	280	281	0,0537285	0,037044	27	13
116	117	83	0,040205	0,02772	64	31
117	7	8	0,09503	0,06552	0,1	0
118	22	27	0,069445	0,04788	0,1	0
119	234	233	0,083334	0,057456	0,1	0
120	118	121	0,05117	0,03528	0,1	0
121	8	2	0,01462	0,01008	79	38

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
122	32	54	0,04386	0,03024	247	119
123	234	235	0,0420325	0,02898	0,1	0
124	121	117	0,201025	0,1386	0,1	0
125	15	18	0,157165	0,10836	0,1	0
126	20	49	0,03655	0,0252	0,1	0
127	207	235	0,076755	0,05292	0,1	0
128	103	104	0,049657	0,041922	0,1	0
129	18	7	0,02193	0,01512	77	37
130	31	43	0,25585	0,1764	122	59
131	231	348	0,075946	0,064116	62	30
132	83	103	0,0731	0,0504	105	51
133	13	15	0,098685	0,06804	122	59
134	36	31	0,105995	0,07308	77	37
135	348	206	0,032131	0,027126	77	37
136	104	107	0,06579	0,04536	0,1	0
137	1	12	0,032131	0,027126	85	41
138	41	36	0,0676175	0,04662	8	4
139	379	228	0,0411861	0,0347706	122	59
140	108	107	0,049657	0,041922	35	17
141	3	11	0,067183	0,056718	55	27
142	45	41	0,025585	0,01764	153	74
143	228	227	0,0630936	0,0532656	316	153
144	83	108	0,047515	0,03276	105	51
145	11	14	0,105156	0,088776	20	10
146	45	49	0,03655	0,0252	95	46
147	231	230	0,0968575	0,06678	38	18
148	109	83	0,04386	0,03024	83	40
149	14	10	0,1329055	0,112203	50	24
150	20	48	0,135235	0,09324	77	37
151	231	292	0,0749275	0,05166	122	59
152	102	109	0,076755	0,05292	102	49
153	12	3	0,0452755	0,038223	60	29
154	38	29	0,11696	0,08064	77	37
155	292	235	0,069445	0,04788	194	94
156	106	102	0,054825	0,0378	56	27
157	10	85	0,035052	0,029592	122	59
158	48	38	0,08772	0,06048	0,1	0
159	220	343	0,02924	0,02016	3	1
160	83	106	0,06579	0,04536	1	0
161	85	90	0,09503	0,06552	52	25
162	52	21	0,040205	0,02772	194	94

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
163	303	305	0,069445	0,04788	10	5
164	96	115	0,04386	0,03024	128	62
165	9	10	0,046736	0,039456	16	8
166	29	25	0,054825	0,0378	37	18
167	377	376	0,1114775	0,07686	154	75
168	83	98	0,13158	0,09072	0,1	0
169	2	9	0,1078225	0,07434	0,1	0
170	25	52	0,1005125	0,0693	78	38
171	303	377	0,0588455	0,040572	0,1	0
172	100	95	0,105995	0,07308	27	13
173	9	87	0,1095375	0,092475	103	50
174	21	32	0,04386	0,03024	122	59
175	308	306	0,098685	0,06804	72	35
176	99	100	0,05848	0,04032	0,1	0
177	87	88	0,08041	0,05544	122	59
178	20	56	0,215645	0,14868	194	94
179	313	316	0,0815065	0,056196	0,1	0
180	101	99	0,054825	0,0378	77	37
181	98	101	0,05117	0,03528	82	40
182	186	166	0,084709	0,071514	53	26
183	313	317	0,072369	0,049896	122	59
184	137	193	0,0127925	0,00882	64	31
185	95	116	0,0785825	0,05418	86	42
186	166	174	0,090551	0,076446	82	40
187	300	304	0,04386	0,03024	0,1	0
188	154	150	0,069445	0,04788	167	81
189	116	96	0,040205	0,02772	0,1	0
190	174	180	0,084709	0,071514	0,1	0
191	309	314	0,061404	0,042336	131	64
192	125	123	0,02924	0,02016	21	10
193	97	93	0,040205	0,02772	21	10
194	159	179	0,04386	0,03024	21	10
195	309	304	0,082603	0,056952	21	10
196	0	350	0,22661	0,15624	0,1	0
197	115	97	0,062135	0,04284	0,1	0
198	179	176	0,054825	0,0378	0,1	0
199	128	345	0,261698	0,180432	0,1	0
200	0	349	0,22661	0,15624	0,1	0
201	56	146	0,157165	0,10836	52	25
202	168	161	0,076755	0,05292	202	98
203	89	369	0,157896	0,108864	202	98

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
204	349	202	0,023392	0,016128	73	35
205	152	140	0,073025	0,06165	81	39
206	161	182	0,084065	0,05796	115	56
207	381	382	0,1502205	0,103572	118	57
208	350	378	0,023392	0,016128	318	154
209	146	141	0,105995	0,07308	161	78
210	182	181	0,032895	0,02268	126	61
211	65	251	0,192984	0,133056	59	29
212	202	203	0,0511175	0,043155	24	12
213	141	135	0,08041	0,05544	24	12
214	159	180	0,091375	0,063	5	2
215	383	242	0,227341	0,156744	126	61
216	203	204	0,062135	0,04284	56	27
217	131	152	0,08772	0,06048	62	30
218	180	177	0,05848	0,04032	0,1	0
219	84	243	0,1399865	0,096516	32	15
220	202	205	0,1034034	0,0872964	158	77
221	135	131	0,149855	0,10332	126	61
222	170	162	0,064262	0,054252	202	98
223	351	413	0,0705415	0,048636	41	20
224	378	379	0,1034034	0,0872964	81	39
225	56	148	0,069445	0,04788	126	61
226	162	183	0,075946	0,064116	202	98
227	413	384	0,0720035	0,049644	18	9
228	205	206	0,0598805	0,050553	202	98
229	56	124	0,091375	0,063	106	51
230	159	128	0,227838	0,192348	175	85
231	413	400	0,0727345	0,050148	174	84
232	0	374	0,010965	0,00756	113	55
233	126	123	0,02924	0,02016	202	98
234	128	140	0,032131	0,027126	0,1	0
235	400	385	0,059211	0,040824	202	98
236	207	208	0,0383775	0,02646	403	195
237	127	126	0,27047	0,18648	202	98
238	130	156	0,03655	0,0252	126	61
239	400	401	0,070907	0,048888	0,1	0
240	208	209	0,11696	0,08064	29	14
241	124	127	0,02193	0,01512	9	4
242	129	130	0,054825	0,0378	5	2
243	401	386	0,0566525	0,03906	0,1	0
244	208	210	0,0559215	0,038556	18	9

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
245	199	118	0,076755	0,05292	45	22
246	140	129	0,046736	0,039456	32	16
247	401	402	0,0595765	0,041076	61	30
248	210	0	0,056287	0,038808	81	39
249	199	200	0,00731	0,00504	126	61
250	156	132	0,113305	0,07812	23	11
251	402	387	0,083334	0,057456	14	7
252	374	201	0,149855	0,10332	18	9
253	157	199	0,02193	0,01512	126	61
254	132	139	0,105995	0,07308	5	3
255	402	403	0,0683485	0,047124	26	13
256	201	0	0,48246	0,33264	18	9
257	123	157	0,10234	0,07056	126	61
258	139	146	0,15351	0,10584	81	39
259	367	344	0,1151325	0,07938	0,1	0
260	372	351	0,1041675	0,07182	126	61
261	198	191	0,01462	0,01008	41	20
262	128	153	0,035052	0,029592	0,1	0
263	344	345	0,05848	0,04032	28	14
264	351	211	0,1136705	0,078372	30	14
265	198	196	0,069445	0,04788	81	39
266	136	143	0,09503	0,06552	202	98
267	344	368	0,0529975	0,03654	318	154
268	351	352	0,2138175	0,14742	176	85
269	158	198	0,27047	0,18648	126	61
270	143	147	0,09503	0,06552	6	3
271	399	403	0,047515	0,03276	31	15
272	352	212	0,201025	0,1386	60	29
273	196	190	0,010965	0,00756	56	27
274	153	155	0,032131	0,027126	126	61
275	403	404	0,040205	0,02772	118	57
276	352	213	0,0500735	0,034524	126	61
277	158	189	0,2359	0,2402	202	98
278	155	136	0,084065	0,05796	10	5
279	404	388	0,0588455	0,040572	126	61
280	0	214	0,3475905	0,239652	202	98
281	158	160	0,084065	0,05796	318	154
282	142	149	0,098685	0,06804	82	40
283	404	405	0,071638	0,049392	126	61
284	214	215	0,105995	0,07308	22	10
285	160	171	0,08772	0,06048	13	6

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
286	149	147	0,02193	0,01512	71	34
287	405	389	0,045322	0,031248	101	49
288	215	216	0,099314	0,083844	113	54
289	171	187	0,091375	0,063	126	61
290	133	138	0,119761	0,101106	0,1	0
291	405	390	0,0731	0,0504	34	17
292	215	217	0,06579	0,04536	83	40
293	187	167	0,091375	0,063	59	29
294	138	142	0,062135	0,04284	126	61
295	403	406	0,083334	0,057456	145	70
296	217	218	0,002924	0,002016	202	98
297	175	178	0,06579	0,04536	50	24
298	153	133	0,078867	0,066582	41	20
299	406	391	0,0785825	0,05418	202	98
300	218	219	0,08041	0,05544	77	37
301	167	175	0,113305	0,07812	161	78
302	147	56	0,1462	0,1008	477	231
303	406	407	0,048977	0,033768	68	33
304	219	222	0,0709803	0,0599238	14	7
305	160	184	0,13158	0,09072	4	2
306	128	150	0,032895	0,02268	0,1	0
307	407	408	0,0668865	0,046116	66	32
308	222	236	0,081788	0,069048	0,1	0
309	184	163	0,091375	0,063	60	29
310	144	145	0,032895	0,02268	95	46
311	408	392	0,073831	0,050904	0,1	0
312	236	237	0,0622173	0,0525258	19	9
313	163	164	0,032895	0,02268	67	32
314	145	148	0,054825	0,0378	18	9
315	408	393	0,0690795	0,047628	33	16
316	236	371	0,0537464	0,0453744	21	10
317	164	172	0,13889	0,09576	33	16
318	151	134	0,076755	0,05292	42	20
319	407	409	0,0551905	0,038052	52	25
320	238	239	0,005842	0,004932	43	21
321	172	178	0,113305	0,07812	126	61
322	134	144	0,142545	0,09828	107	52
323	409	414	0,06579	0,04536	202	98
324	238	242	0,0835406	0,0705276	126	61
325	178	159	0,069445	0,04788	24	12
326	134	194	0,0091375	0,0063	101	49

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
327	409	410	0,064328	0,044352	81	39
328	242	354	0,0054825	0,00378	155	75
329	158	181	0,054096	0,063812	23	11
330	150	151	0,054825	0,0378	31	15
331	410	394	0,0595765	0,041076	126	61
332	354	353	0,127925	0,0882	13	6
333	181	185	0,0483	0,056975	56	27
334	0	189	0,14154	0,14412	120	58
335	410	411	0,0676175	0,04662	126	61
336	353	241	0,018275	0,0126	403	195
337	185	165	0,037744	0,038432	81	39
338	189	188	0,0731	0,0504	177	86
339	411	398	0,0566525	0,03906	151	73
340	353	240	0,0731	0,0504	9	4
341	165	169	0,037744	0,038432	29	14
342	188	197	0,10965	0,0756	14	7
343	411	397	0,071638	0,049392	23	11
344	242	355	0,0091375	0,0063	45	22
345	169	173	0,02921	0,02466	0,1	0
346	197	195	0,03655	0,0252	36	17
347	411	412	0,0873545	0,060228	5	2
348	355	356	0,05117	0,03528	9	4
349	173	179	0,063693	0,064854	80	39
350	188	192	0,023392	0,016128	0,1	0
351	412	396	0,0705415	0,048636	0,1	0
352	356	243	0,0127925	0,00882	0,1	0
353	158	183	0,22661	0,15624	0,1	0
354	148	137	0,127925	0,0882	0,1	0
355	412	395	0,069445	0,04788	0,1	0
356	356	244	0,0054825	0,00378	0,1	0
357	183	186	0,035052	0,029592	0,1	0
358	137	154	0,105995	0,07308	0,1	0
359	289	288	0,062866	0,043344	0,1	0
360	242	245	0,0365125	0,030825	0,1	0
361	245	246	0,052632	0,036288	0,1	0
362	264	265	0,1078225	0,07434	0,1	0
363	288	287	0,046784	0,032256	0,1	0
364	305	309	0,126463	0,087192	0,1	0
365	246	247	0,0727345	0,050148	0,1	0
366	265	266	0,099416	0,068544	0,1	0
367	287	299	0,1867705	0,128772	0,1	0

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
368	309	319	0,0127925	0,00882	0,1	0
369	242	248	0,0487807	0,0411822	0,1	0
370	266	267	0,156434	0,107856	0,1	0
371	299	285	0,10965	0,0756	0,1	0
372	309	313	0,072369	0,049896	0,1	0
373	248	357	0,043129	0,029736	0,1	0
374	267	268	0,0549647	0,0559666	0,1	0
375	0	372	0,027778	0,019152	0,1	0
376	313	308	0,0698105	0,048132	0,1	0
377	357	358	0,0054825	0,00378	86	41
378	268	364	0,07077	0,07206	86	41
379	299	284	0,081141	0,055944	0,1	0
380	308	312	0,0785825	0,05418	0,1	0
381	358	249	0,0201025	0,01386	0,1	0
382	364	365	0,025585	0,01764	0,1	0
383	299	300	0,0932025	0,06426	0,1	0
384	312	316	0,0683485	0,047124	0,1	0
385	358	250	0,1407175	0,09702	68	33
386	365	269	0,1005125	0,0693	15	7
387	300	301	0,055556	0,038304	56	27
388	316	318	0,123539	0,085176	12	6
389	250	251	0,1882325	0,12978	50	24
390	365	270	0,0164475	0,01134	115	56
391	301	302	0,045322	0,031248	14	7
392	318	317	0,066521	0,045864	5	2
393	250	359	0,098685	0,06804	19	9
394	364	362	0,0483595	0,049241	34	17
395	302	303	0,195177	0,134568	10	5
396	317	314	0,069445	0,04788	40	19
397	359	252	0,049708	0,034272	28	14
398	362	361	0,018872	0,019216	14	7
399	303	304	0,208335	0,14364	17	8
400	314	310	0,083334	0,057456	41	20
401	252	253	0,0458597	0,0387162	0,1	0
402	362	380	0,26316	0,18144	0,1	0
403	304	307	0,050439	0,034776	0,1	0
404	310	303	0,105264	0,072576	0,1	0
405	253	360	0,0588455	0,040572	0,1	0
406	361	271	0,0164475	0,01134	0,1	0
407	307	315	0,2218585	0,152964	0,1	0
408	295	259	0,0478805	0,033012	0,1	0

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
409	360	255	0,040205	0,02772	0,1	0
410	361	0	0,02415	0,0284875	0,1	0
411	315	311	0,105264	0,072576	0,1	0
412	259	286	0,035819	0,024696	0,1	0
413	253	254	0,0274125	0,0189	0,1	0
414	0	363	0,28509	0,19656	0,1	0
415	311	306	0,072369	0,049896	19	9
416	259	323	0,1078225	0,07434		
417	253	256	0,078867	0,066582		
418	363	283	0,1041675	0,07182		
419	306	299	0,078217	0,053928		
420	323	325	0,0054825	0,00378		
421	256	257	0,105995	0,07308		
422	363	284	0,05848	0,04032		
423	333	335	0,0712725	0,04914		
424	323	265	0,103802	0,071568		
425	256	282	0,0537464	0,0453744		
426	380	267	0,3095785	0,213444		
427	335	322	0,054825	0,0378		
428	323	324	0,048246	0,033264		
429	282	281	0,0663067	0,0559782		
430	267	326	0,0383775	0,02646		
431	335	336	0,0646935	0,044604		
432	323	322	0,08772	0,06048		
433	281	233	0,055499	0,046854		
434	326	327	0,054825	0,0378		
435	336	337	0,02924	0,02016		
436	322	321	0,0676175	0,04662		
437	233	232	0,0277495	0,023427		
438	267	296	0,050439	0,034776		
439	337	338	0,0420325	0,02898		
440	321	320	0,09503	0,06552		
441	232	375	0,011684	0,009864		
442	296	295	0,050439	0,034776		
443	338	264	0,067983	0,046872		
444	320	298	0,070176	0,048384		
445	229	230	0,0455676	0,0384696		
446	295	294	0,0741965	0,051156		
447	264	366	0,008772	0,006048		
448	298	295	0,038012	0,026208		
449	229	227	0,026289	0,022194		

Continua ...

Ramo	De	Para	Resistência do Ramo (Ω)	Reatância do Ramo (Ω)	Potência Ativa Demanda (KW)	Potência Reativa Demanda (KVar)
450	295	297	0,0376465	0,025956		
451	366	339	0,0010965	0,000756		
452	321	328	0,031433	0,021672		
453	227	370	0,046736	0,039456		
454	294	293	0,022661	0,015624		
455	339	340	0,0274125	0,0189		
456	328	329	0,0266815	0,018396		
457	370	373	0,0394335	0,033291		
458	293	291	0,0917405	0,063252		
459	340	341	0,113305	0,07812		
460	329	330	0,041667	0,028728		
461	373	226	0,003655	0,00252		
462	267	291	0,098685	0,06804		
463	333	334	0,0559215	0,038556		
464	330	331	0,0274125	0,0189		
465	373	225	0,0023368	0,0019728		
466	291	289	0,016813	0,011592		
467	340	367	0,179095	0,12348		
468	328	332	0,05848	0,04032		
469	225	224	0,0274125	0,0189		
470	289	290	0,0054825	0,00378		
471	375	229	0,0277495	0,023427		
472	332	333	0,041667	0,028728		
473	367	342	0,0091375	0,0063		